

# **UNIVERSIDAD DE CUENCA**



**FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS**

**ESCUELA DE INGENIERÍA AMBIENTAL**

**“ESTIMACIÓN DE LA CONCENTRACIÓN DE MATERIAL  
PARTICULADO MENOR A 10 MICRAS A TRAVÉS DE  
SENSORES REMOTOS EN EL ÁREA URBANA DE LA CIUDAD  
DE CUENCA”**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO  
A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE  
INGENIERO AMBIENTAL**

**AUTORA:**

**LORENA CRISTINA ABAD CRESPO**

**C.I. 0104282348**

**DIRECTOR:**

**BLGO. JULIO DANILO MEJÍA CORONEL, MSc**

**C.I. 0103638581**

**CUENCA – ECUADOR**

**2016**

## Resumen

La ciudad de Cuenca presenta altos valores de contaminación atmosférica, debidos a una serie de factores como tráfico vehicular, actividad industrial, y expansión urbana. Entre los principales contaminantes se encuentra el material particulado, que afecta a la salud de los pobladores y al desarrollo de fauna y flora por su fácil interacción y permanencia en la atmósfera. La presente investigación identifica una ecuación empírica que permite estimar concentraciones de material particulado con diámetro menor a 10 micras (PM10) a partir de correlaciones entre mediciones *in situ* de este contaminante con valores derivados de imágenes satelitales Landsat 8 del área urbana de Cuenca. Se genera un modelo de regresión lineal múltiple aplicando la reflectancia en el tope de la atmósfera (TOA) y niveles digitales (DN), el cual proporciona un coeficiente de determinación múltiple  $R^2$  de 0.55 y un *valor-p* de 0.002, valores aceptables según la literatura. Se obtiene un mapa de distribución de PM10 que permite estimar las concentraciones de este contaminante en sitios donde no existe cobertura de la red de monitoreo de la ciudad. Se concluye que a diferencia de la literatura revisada, la Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD) no presenta resultados significativos para la ciudad de Cuenca, por lo cual se trabaja con el TOA. Incluir bandas térmicas en los modelos mejora notablemente el coeficiente de determinación. Sin embargo, existen ciertas zonas en las cuales los valores estimados de PM10 superan los rangos promedio, por lo cual se recomienda una validación *in situ* de aquellos puntos en conflicto.

**Palabras clave:** calidad del aire, contaminación urbana, material particulado, PM10, sensores remotos, Landsat 8, regresión lineal múltiple.

## Abstract

The city of Cuenca presents high atmospheric pollution values due to a series of factors such as traffic, industrial activity, and urban expansion. Among the main pollutants for the city, particulate matter affects the citizen's health and fauna and flora development due to their atmospheric interaction and permanence. This research study identifies an empirical equation to estimate particulate matter less than 10 micrometers in diameter (PM<sub>10</sub>) concentrations through correlations between *in situ* measurements of this pollutant with values derived from Cuenca's urban area Landsat 8 satellite imagery. A multiple linear regression model is generated applying top of the atmosphere reflectance (TOA) and digital numbers (DN), which gives a multiple determination coefficient  $R^2$  of 0.55 and a *p-value* of 0.002, acceptable values according to literature. A PM<sub>10</sub> distribution map is produced that allows the estimation of the pollutant's concentration in places where the monitoring network has no coverage. To conclude, unlike the revised literature, the Aerosol Optical Depth (AOD) doesn't present significant results for Cuenca, therefore working with TOA values. In addition, including thermal bands in the models improves substantially the correlation coefficient. However, there are certain locations where estimated PM<sub>10</sub> values overpasses the average range, for which an *in situ* validation is suggested in the spots in question.

**Key words:** air quality, urban pollution, particulate matter, PM<sub>10</sub>, remote sensing, Landsat 8, multiple linear regression.



## Contenido

Resumen .....	2
Abstract .....	3
1. Introducción .....	9
2. Metodología .....	17
2.1. Área de estudio .....	18
2.2. Recopilación de información.....	18
2.3. Procesamiento de imágenes satelitales.....	21
2.4. Construcción de la base de datos.....	22
2.5. Obtención, aplicación y validación del modelo de regresión lineal múltiple.....	23
3. Resultados y Discusión .....	25
3.1. Análisis de información in situ.....	25
3.2. Análisis del modelo generado.....	27
3.3. Validación del modelo generado.....	32
3.4. Mapa de estimación de concentración de PM10 .....	37
4. Conclusiones .....	39
4.1. Limitaciones .....	42
4.2. Recomendaciones.....	43
4.3. Futuras investigaciones .....	44
Referencias .....	45
Anexos .....	48
Anexo 1 .....	48
Anexo 2 .....	49
Anexo 3 .....	51
Anexo 4 .....	52
Anexo 5 .....	54
Anexo 6 .....	55
Anexo 7 .....	57

---

## Ilustraciones

Ilustración 1. Modelo de Investigación .....	17
Ilustración 2: Mapa de ubicación de estaciones de PM10 de la Red de Monitoreo EMOV-EP. ....	19
Ilustración 3: Resumen estadístico de concentraciones de PM10.....	25
Ilustración 4: Línea de tiempo del promedio aritmético mensual de la concentración de PM10. ....	27
Ilustración 5: Gráficas de diagnóstico de residuales del modelo de regresión seleccionado.....	33
Ilustración 6. Gráficas de resultados de validación cruzada dejando uno afuera para cada modelo preliminar.....	35
Ilustración 7 Mapas de estimación de la concentración de PM10 en la ciudad de Cuenca.. ....	38

## Tablas

Tabla 1: Coordenadas de ubicación de estaciones de PM10 de la Red de Monitoreo EMOV-EP (Fuente de datos: EMOV-EP, 2013).....	19
Tabla 2: Imágenes utilizadas para la obtención de información satelital (Fuente de datos: USGS, 2013 – 2014) .....	20
Tabla 3: Modelos preliminares resultantes de las regresiones lineales múltiples con su respectivo coeficiente de determinación, con el coeficiente de determinación ajustado y el valor-p.....	28
Tabla 4: Análisis estadístico del modelo seleccionado.....	30
Tabla 5: Matriz de correlación de variables multiespectrales y térmicas. ....	31
Tabla 6. Análisis de varianza de la validación cruzada dejando uno afuera de los modelos preliminares seleccionados .....	34
Tabla 7: Matriz de correlación de información meteorológica con la concentración estimada de PM10. ....	36



## Cláusula de Derecho de Autor

Yo, Lorena Cristina Abad Crespo, autora de la tesis "ESTIMACIÓN DE LA CONCENTRACIÓN DE MATERIAL PARTICULADO MENOR A 10 MICRAS A TRAVÉS DE SENSORES REMOTOS EN EL ÁREA URBANA DE LA CIUDAD DE CUENCA", reconozco y acepto el derecho de la Universidad de Cuenca, en base al Art. 5 literal c) de su Reglamento de Propiedad Intelectual, de publicar este trabajo por cualquier medio conocido o por conocer, al ser este requisito para la obtención de mi título de Ingeniero Ambiental. El uso que la Universidad de Cuenca hiciere de este trabajo, no implicará afección alguna de mis derechos morales o patrimoniales como autor/a

Cuenca, 5 de septiembre de 2016

---

Lorena Cristina Abad Crespo

C.I: 0104282348



## **Cláusula de Propiedad Intelectual**

Yo, Lorena Cristina Abad Crespo, autora de la tesis "ESTIMACIÓN DE LA CONCENTRACIÓN DE MATERIAL PARTICULADO MENOR A 10 MICRAS A TRAVÉS DE SENSORES REMOTOS EN EL ÁREA URBANA DE LA CIUDAD DE CUENCA", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autora.

Cuenca, 5 de septiembre de 2016

A handwritten signature in blue ink, appearing to read "Lorena Abad", written over a horizontal line.

**Lorena Cristina Abad Crespo**

**C.I: 0104282348**



## Agradecimiento

*A mis padres, Diego y Laura, por su paciencia durante toda mi vida universitaria, por todos los momentos familiares sacrificados y por sobre todas las cosas, por creer en mí y ser mi ejemplo a seguir en todos los aspectos de mi vida.*

*A mi amigo y director, el Blgo. Danilo Mejía por compartirme sus valiosos conocimientos e impulsarme a lograr mis objetivos académicos, gracias por apoyar todas mis locas ideas para la resolución de los problemas presentados en el camino y por confiar en mí con este trabajo.*

*A la Empresa Pública Municipal de Movilidad, Tránsito y Transporte, EMOV-EP, de manera especial al Dr. Alfredo Aguilar, al Ing. Claudio Crespo y a la Ing. Claudia Espinoza por la ágil entrega de los datos de material particulado menor a 10 micras utilizados para el desarrollo de esta investigación.*

*A mis amigos, en especial Ismael, Gustavo y Mayra por siempre, a pesar de todos los malos ratos, estar junto a mí, apoyándome y animándome, gracias por su amistad incondicional y por todas las experiencias compartidas.*



## 1. Introducción

La contaminación atmosférica ha sido estudiada y analizada dada su relación directa con la generación de problemas ambientales y de salud en los habitantes, principalmente de áreas urbanas con un marcado desarrollo industrial y productivo. Esto ha despertado la necesidad de monitorear las concentraciones de diversos contaminantes a través de equipos *in situ*, de manera que se puedan determinar las causas, formas de dispersión y las medidas preventivas y de control que se deben tomar para poder afrontar el problema.

En el Ecuador se han venido desarrollando estrategias que buscan afrontar la problemática descrita, concentrando sus esfuerzos en un Plan Nacional de Calidad del Aire (PNCA) publicado en el año 2013, cuyo objetivo se basa en garantizar la calidad de vida de los pobladores y su derecho a un ambiente sano (Ministerio del Ambiente, 2010). La falta de capacitación técnica en temas de gestión del aire tanto en recursos humanos como tecnológicos es una de las limitaciones que busca sobrepasar el PNCA de manera que se pueda contar con una mejora continua en temas de monitoreo y gestión.

Las redes de monitoreo son los instrumentos utilizados para suministrar información regular sobre la calidad de aire, determinando parámetros como monóxido de carbono, óxidos de nitrógeno, óxidos de azufre, ozono, material particulado y datos meteorológicos. Estas cuentan con una buena resolución temporal y exactitud (Li & Hou, 2015). Las redes de vigilancia requieren de un análisis del territorio a monitorear, para determinar así el número y ubicación de las estaciones así como la cantidad de parámetros de estudio, considerando la disponibilidad de recursos de la zona (Ministerio del Ambiente, 2010).

A más de limitaciones económicas, se puede considerar que las redes de monitoreo terrestres no ofrecen una cobertura global de las concentraciones de contaminantes, debido a que una estación representa un solo punto de observación y su generalización podría verse limitada. A más de esto, se debe considerar las diferentes metodologías e instrumentos existentes para la obtención de las concentraciones lo cual puede carecer de congruencia entre ellos, requiriendo una validación de los mismos (Guo et al., 2014; Gupta et al., 2006; Othman, Jafri, & Lim, 2010).

Según el Informe de Calidad de Aire para el año 2011, la ciudad de Cuenca ha presentado un deterioro de la calidad del aire, y por tanto, de la calidad de vida de sus pobladores debido al tráfico vehicular, actividad industrial, y expansión urbana. El informe concluye que existen ciertas zonas de la ciudad que no cumplen con los parámetros establecidos en las normativas tanto nacionales como internacionales, representando el material particulado (PM<sub>2.5</sub>) – obtenido a partir del monitoreo de PM<sub>10</sub> por una correlación empírica – concentraciones preocupantes y dañinas para la calidad del aire de la ciudad (Alcaldía de Cuenca & Red de Monitoreo EMOV EP., 2014).

El material particulado es de importancia tanto para la salud de los pobladores, debido a su facilidad de ingreso por vías respiratorias, así como para el ambiente debido a su capacidad de interacción con la atmósfera terrestre. Se han identificado impactos en aspectos bióticos como inhibición de la capacidad fotosintética en plantas y afecciones a la integridad física de la fauna cercana a focos de contaminación, incidiendo directamente en los ecosistemas (Christopher & Gupta, 2010; Grantz, Garner, & Johnson, 2003; Guo et al., 2014).

El análisis de este contaminante puede realizarse aplicando nuevas tecnologías, como es el caso de Sistemas de Información Geográfica (SIG), sensores remotos y teledetección. Los SIG han sido aplicados principalmente para planificación del territorio, determinación de estados actuales y generación de modelos predictivos de contaminación o degradación de ecosistemas debido a su facilidad para generar capas temáticas de información (Davidson, 1992).

La teledetección consiste en la adquisición de información de un objeto o fenómeno sin estar en contacto con el mismo a través de sensores remotos. Estos detectan la radiación electromagnética emitida por un cuerpo a largas distancias generalmente desde aeronaves o satélites.

Las imágenes satelitales en la actualidad son fácilmente asequibles para cualquier persona interesada, dándoles usos académicos, investigativos, administrativos, entre otros. La mayoría de imágenes tienen un costo el cual depende del tamaño del área de interés, su resolución espacial y espectral, el nivel de pre-procesamiento, el porcentaje de nubes y el plazo en el que se requiera. Sin embargo, existen imágenes de acceso libre que proporcionan

información de calidad y pueden ser fácilmente procesadas como es el caso de aquellas generadas por los satélites Landsat, ASTER, MODIS, SPOT.

Los sensores remotos permiten, a través de imágenes satelitales, analizar propiedades físicas de la atmósfera, de manera que se pueden determinar concentraciones de contaminantes con una mayor área de visualización y estudio, aumentando así el rango de observación. De esta manera se aporta a los datos de monitoreo *in situ* permitiendo inclusive analizar los patrones de dispersión del contaminante a nivel global, regional o local (Grosso, Ferreira, & Mesquita, 2007).

Dentro del tema de calidad del aire se presentan avances para la detección de diversos contaminantes atmosféricos a partir de sus características espectrales en diferentes regiones del espectro electromagnético, pudiendo identificar gases como ozono, óxidos de nitrógeno y azufre, monóxido de carbono, hidrocarburos y aerosoles (Martin, 2008; Meena, Londhe, Bhosale, & Jadhav, 2009). Los valores de concentración de contaminantes pueden obtenerse directamente con el uso de sensores propios para su detección o del procesamiento de estas imágenes y correlaciones de datos obtenidos con estas concentraciones.

Para el caso de aerosoles se han aplicado diversas técnicas para su recuperación, siendo los más empleados, algoritmos de determinación de Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD) y de reflectancia en el tope de la atmósfera (TOA). Estos análisis se aplican principalmente para la estimación de valores de material particulado tanto a nivel global, como regional y local.

Los aerosoles son una mezcla de gotas pequeñas de líquido, gases y partículas sólidas en el aire con tamaños entre 0.01 y 100 micrómetros (Othman et al., 2010). Son una variable atmosférica importante que puede influenciar en la transferencia de energía radiativa y la formación de vapor de agua en gotas de lluvia o nubes. Por tal motivo, son considerados un limitante al momento de predecir cambio climático (Hadjimitsis, 2009; Li & Hou, 2015). Este tipo de contaminante puede generar reducción de la visibilidad, cambio de la temperatura superficial debido al bloqueo de la luz solar, cambios en las propiedades de las nubes, a más de representar un riesgo para la salud,

principalmente en forma de material particulado (Christopher & Gupta, 2010; Guo et al., 2014).

El material particulado forma parte de los aerosoles, correspondiendo a las partes sólidas y líquidas, que no se depositan sino que permanecen en la atmósfera, alcanzando grandes distancias y facilitando así su entrada al organismo a través de la vía respiratoria. Se clasifican en aquellas partículas con diámetro menor a 10 micras (PM10) y aquellas con diámetro menor a 2.5 micras (PM2.5). Las primeras pueden ingresar desde la nariz y la garganta hasta los pulmones, mientras que el PM2.5 ingresa directamente a los alveolos pulmonares hacia el torrente sanguíneo (Brook et al., 2010).

El uso de imágenes satelitales para el monitoreo de la calidad del aire aporta con una visión global de la zona de estudio, indicando inclusive las fuentes de contaminación y donde se deben enfocar aquellas medidas de prevención y control. Esta tecnología es aplicable a la estimación de material particulado debido principalmente a sus características físicas que pueden ser detectadas a partir del espectro electromagnético. A pesar de su limitación temporal, las imágenes satelitales aportan con una visión única sobre la calidad del aire, complementando los métodos convencionales (Wald & Baleynaud, 1999).

El PNCA dentro de sus proyectos busca el desarrollo de modelos predictivos de la calidad de aire, los cuales a través de técnicas matemáticas y numéricas puedan predecir concentraciones de contaminantes (Ministerio del Ambiente, 2010). El uso de imágenes satelitales puede convertirse en una manera viable para la construcción de estos modelos de predicción. Por tal motivo, se busca la investigación respecto a su aplicación en la determinación de la calidad del aire.

La determinación de material particulado a partir de información multiespectral de imágenes satelitales se ha realizado desde los años 90, analizando con las diferentes investigaciones aquellas variables que puedan influir significativamente en los resultados obtenidos, ajustando las metodologías empleadas para mejorar la información generada.

La mayoría de estudios aplican distintos algoritmos de Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD) para su posterior correlación con concentraciones de material particulado tanto PM10 como PM2.5. Los algoritmos empleados varían en

complejidad pues introducen variables físicas para su cálculo, e inclusive en algunos casos, se aplica productos derivados directamente de satélites como es el caso del satélite MODIS, donde se obtiene de manera directa los valores de AOD.

Wang & Christopher (2003), analizan la relación existente entre el PM<sub>2.5</sub> y valores de AOD obtenidos del satélite MODIS en Alabama, Estados Unidos para el año 2002. Se tomaron en cuenta 7 estaciones de monitoreo terrestres cuyos datos muestran una correlación positiva con la masa de PM<sub>2.5</sub> con un  $R^2$  de 0.7, concluyendo que el AOD recuperado de imágenes satelitales aporta a los estudios de calidad de aire en amplias extensiones de territorio. No obstante, se identificaron diversos factores, como la humedad relativa, que pueden afectar esta relación para lo cual se recomienda mayor investigación (Wang & Christopher, 2003).

Gupta *et al.* (2006) aplica la misma metodología a nivel global, analizando la relación de AOD y PM<sub>2.5</sub> en 26 puntos de Sídney, Delhi, Hong Kong, Nueva York y Suiza. La relación empírica obtenida de este análisis demuestra una alta correlación lineal de 0.96. Se demuestra que no solo la humedad relativa, sino también concentraciones de aerosol, coberturas parciales de nubes y altura de la capa de mezcla influyen en el algoritmo de obtención de PM<sub>2.5</sub> (Gupta *et al.*, 2006).

Grosso *et al.* (2007) de igual manera, realizan una integración de valores de PM<sub>10</sub> con AOD para mejorar el mapeo de material particulado en la región de Lisboa. Se utilizan los valores de AOD de satélites MODIS del año 2001 de mayor grado de confianza y la relación lineal hallada para obtener valores de PM<sub>10</sub> en distintas localizaciones a partir de métodos geoestadísticos de interpolación. El resultado demuestra que el método permite hallar valores de PM<sub>10</sub> en sitios sin monitoreo *in situ*, sin embargo, se recomienda el análisis de la precisión de estos mapas en futuros estudios (Grosso *et al.*, 2007).

Othman *et al.* (2010) aplican imágenes Landsat 7 para determinar concentraciones de PM<sub>10</sub> en tres ciudades de Arabia Saudita a través de un algoritmo multiespectral para su modelamiento. La correlación lineal obtenida es alta ( $R^2 > 0.8$ ) aplicando bandas RGB sustituyendo en el algoritmo obtenido el

AOD con PM10 debido a su alta correlación lineal comprobada en otros estudios (Othman et al., 2010).

Guo *et al.* (2014) abordan el tema en Beijing, China, una ciudad conocida por sus problemas de contaminación. Se analizan los valores de PM2.5 a partir de AOD obtenidos de imágenes satelitales MODIS, generando una correlación alta de 0.95. Los valores obtenidos se utilizan inclusive para correlacionarse con categorías de calidad de aire y de riesgos a la salud, demostrando ser una metodología adecuada para realizar predicciones (Guo et al., 2014).

Luo *et al.* (2015) utilizan imágenes Landsat desarrollando un algoritmo mejorado para la obtención de AOD, validado con mediciones terrestres y además con valores de AOD de imágenes MODIS. A partir de ello se realiza la correlación con concentraciones *in situ* de PM10 que inclusive superan aquellas obtenidas con MODIS. Concluye por tanto, que este método puede ser aplicado para generar mapas de distribución de aerosol y ubicar fuentes de contaminación de áreas urbanas (Luo, Wong, Zhao, Yan, & Xiao, 2015).

Sin embargo, existen investigaciones que aplican datos espectrales directamente para la generación del modelo de regresión lineal, trabajando únicamente con valores de reflectancia en el tope de la atmósfera (TOA) e inclusive niveles digitales (DN) es decir, información cruda de las imágenes satelitales trabajadas con buenos resultados.

Lim *et al.* (2004), desarrollan un algoritmo para obtener valores de PM10 en Malasia, sirviéndose de valores de reflectancia en las bandas visibles del espectro y en números digitales crudos en bandas del infrarrojo térmico medidos por el satélite Landsat. A partir de un análisis de regresión para distintos algoritmos propuestos se determinan altas correlaciones para todos los modelos propuestos, siendo el de mayor éxito ( $R = 0.9$ ) aquel que incluye una combinación de valores de números digitales y bandas del espectro visible (Lim, Matjafri, Abdullah, Saleh, & Alsultan, 2004).

Hameed & Hasan (2014), por su parte aplican bandas del espectro visible del satélite Landsat 8 en la ciudad de Kirkuk en Iraq, para correlacionarlo con valores *in situ* de material particulado menor a 10 micras. Del estudio se derivan trece modelos de los cuales se elige el de mayor coeficiente de determinación (0.834)

y el de menor error cuadrático medio (11.836). Se concluye del estudio que el uso de imágenes satélites para mapeo de la contaminación atmosférica es un mecanismo viable con una mayor área de cobertura. Además indican que en futuras investigaciones integrarán bandas térmicas para el mejoramiento del algoritmo (Hameed & Hasan, 2014).

En el país se ha realizado un estudio referente a material particulado haciendo uso de imágenes satelitales Landsat en la ciudad de Quito. Alvarez & Padilla (2014) analizan el PM<sub>10</sub> de las estaciones de monitoreo correlacionándolos con la información satelital, de donde se selecciona un modelo de regresión lineal múltiple que involucra tres bandas del espectro y que se ajusta a los tres años analizados. Se determina que el PM<sub>10</sub> afecta a los valores de radiancia pudiendo de esta manera generar el modelo que permita encontrar concentraciones de este contaminante en zonas en las que no se pueda aplicar el monitoreo terrestre (Alvarez & Padilla, 2014).

Las investigaciones y estudios realizados demuestran que la obtención de concentraciones de material particulado a partir de imágenes satelitales es viable. Diferentes metodologías se han aplicado con este propósito, sin embargo, la más aceptada es el uso de algoritmos de obtención de AOD o incluso el trabajo con información multiespectral, debido a sus altas correlaciones con valores de material particulado tanto PM<sub>2.5</sub> como PM<sub>10</sub>. Como se indica en los estudios, la teledetección se convierte en una metodología útil para la determinación de contaminación con un mayor rango de cobertura.

El objetivo general de esta investigación es determinar valores de PM<sub>10</sub> en el área urbana de Cuenca a partir de valores de reflectancia y niveles digitales recuperados de imágenes satelitales Landsat 8, para lo cual se determinan los siguientes objetivos específicos: 1) Recopilar y analizar información *in situ* de concentraciones de PM<sub>10</sub> así como imágenes satelitales sin nubosidad para la ciudad de Cuenca. 2) Procesar imágenes satelitales seleccionadas y aplicar algoritmos de corrección radiométrica y de reflectancia para recuperar valores de TOA y DN en puntos de monitoreo *in situ*. 3) Identificar la ecuación para estimación de PM<sub>10</sub> de mejor ajuste para la ciudad a partir de valores satelitales con respecto a la información base de las mediciones *in situ* para su posterior



validación. 4) Generar un mapa de concentración de PM10 para el área urbana de la ciudad.



## 2. Metodología

El estudio es de tipo exploratorio y correlacional para validar una nueva metodología de obtención de material particulado menor a 10 micras a partir de datos multiespectrales y térmicos de imágenes satelitales, es decir, a través de sensores remotos, para lo cual se realizó una correlación de las variables que comprueben su interacción y para ser aplicado en la ciudad de Cuenca.

Esta premisa se basó en un análisis deductivo, el cual a partir de datos cuantitativos determinó la correlación existente, fundamentándose en un modelo preliminar (Ilustración1) que relacionó los datos de niveles digitales de las bandas térmicas del satélite Landsat 8 y a su vez los valores de reflectancia en el tope del atmósfera (TOA, por sus siglas en inglés, *Top Of the Atmosphere*) para las bandas multiespectrales; considerando la nubosidad como un condicionante al momento de seleccionar las imágenes para generar modelos de regresión lineal múltiple para estimación de la concentración de PM10.

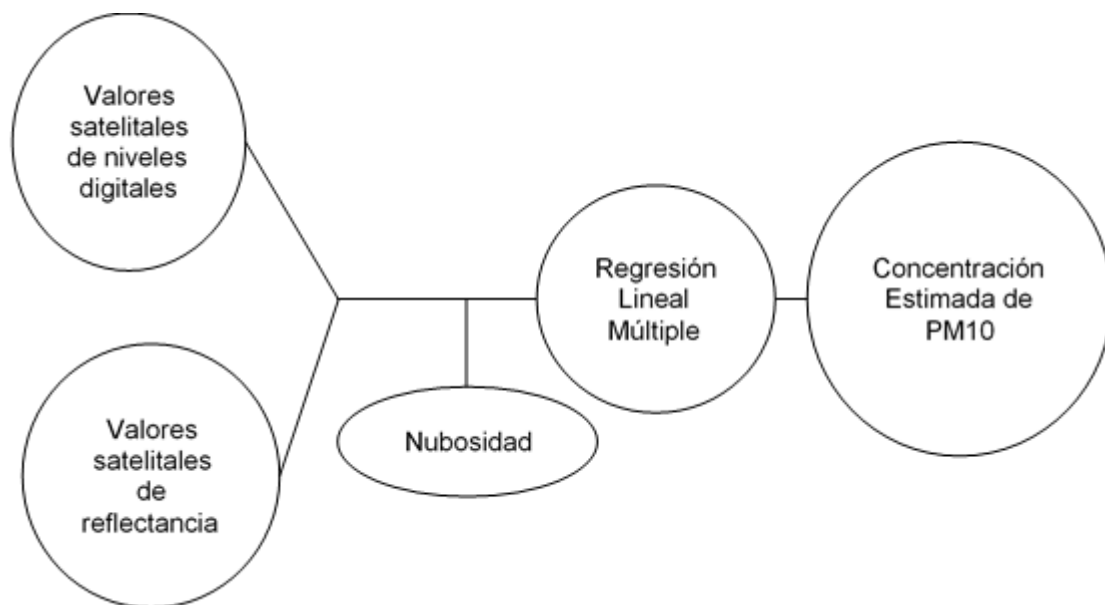


Ilustración 1. Modelo de Investigación

Para describir la metodología a detalle se ha dividido en secciones, en las cuales se describe el área de estudio, las fuentes y formas de recopilación de la información necesaria para el análisis, los algoritmos utilizados para el procesamiento de las imágenes satelitales seleccionadas, el método para construir la base de datos y la manera de obtención del modelo de regresión

lineal múltiple, su aplicación en las imágenes seleccionadas y la forma de validación de los modelos.

## **2.1. Área de estudio**

El área de estudio comprendió la zona urbana de la ciudad de Cuenca, perteneciente al cantón Cuenca, provincia del Azuay, ubicada en la región seis de la República del Ecuador. La ciudad cuenta con una superficie de 72 km<sup>2</sup> y una población de 331 000 habitantes. Se localiza en la zona centro sur del país, a 2 550 m.s.n.m. en un valle del callejón interandino de la parte meridional de la Cordillera de los Andes. Se encuentra atravesada por cuatro ríos: Tomebamba, Yanuncay, Tarqui y Machángara. Su clima es templado con una temperatura promedio de 15 °C, sin embargo, puede presentar cambios bruscos de clima en el transcurso del día.

## **2.2. Recopilación de información**

Para la presente investigación se obtuvieron tanto, datos *in situ* de calidad del aire del área de estudio, así como imágenes satelitales que cubran la misma.

Los datos *in situ* incluyeron básicamente mediciones de material particulado menor a 10 micras, los cuales provienen de la Red de Monitoreo de la Calidad del Aire de Cuenca de la Empresa Pública Municipal de Movilidad, Tránsito y Transporte, EMOV-EP, activa desde el año 2010. Esta red está provista de una subred activa de PM10 (Anexo 1), que cuenta con tres equipos semiautomáticos de alto volumen para la obtención de muestras durante 24 horas consecutivas de exposición, siendo de 6 días el intervalo de frecuencia de toma de muestras, con un porcentaje de error del 8% (Dávila, 2016). Estos equipos cuentan con una escala urbana/vecinal y se encuentran distribuidos (Ilustración 2) en tres estaciones de monitoreo a lo largo de la ciudad (Alcaldía de Cuenca & Red de Monitoreo EMOV EP., 2012), cuyas coordenadas se detallan en la Tabla 1. La base de datos se evaluó en el programa Excel del paquete Microsoft Office Professional Plus 2013 en busca de vacíos de información e incongruencias, y en los softwares R versión 3.2.2 y RStudio versión 0.99.484 donde se obtuvo

estadística descriptiva, para finalmente resumir la información en una matriz con datos promedio y máximos mensuales (Anexo 2).

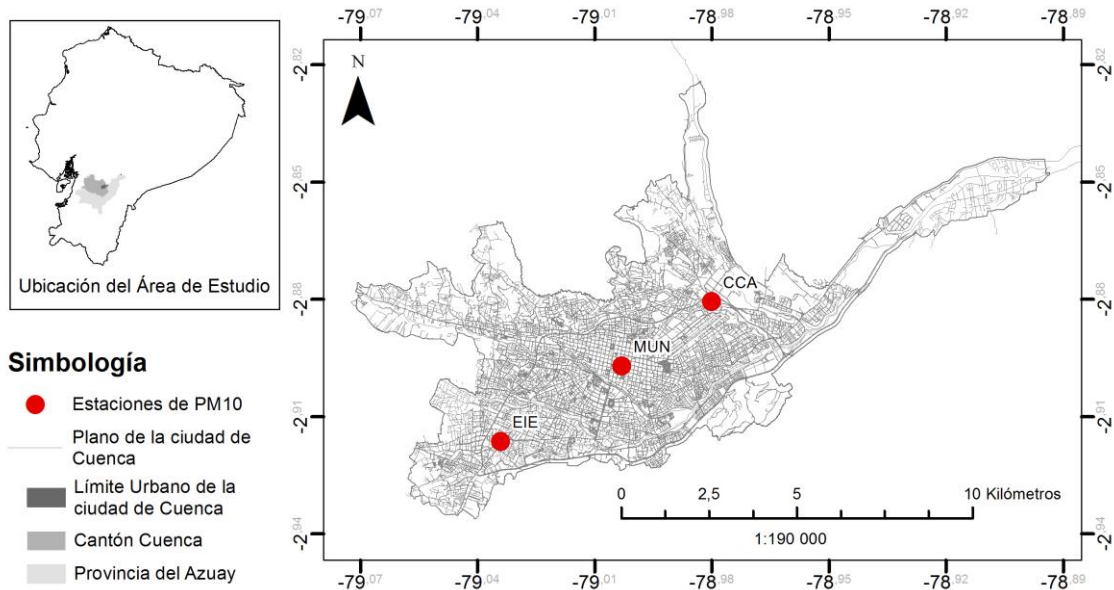


Ilustración 2: Mapa de ubicación de estaciones de PM10 de la Red de Monitoreo EMOV-EP.

Tabla 1: Coordenadas de ubicación de estaciones de PM10 de la Red de Monitoreo EMOV-EP (Fuente de datos: EMOV-EP, 2013)

Código	Nombre	Ubicación	Latitud	Longitud
CCA	Colegio Carlos Arízaga Vega	Calle J. Lavalle y Calle A. Ricaurte	-2.880532°	-78.980024°
MUN	Municipio	Calle Simón Bolívar y Calle Presidente Borrero	-2.897001°	-79.003000°
EIE	Escuela Ignacio Escandón	Av. Loja y Calle Ignacio de Rocha	-2.916303°	-79.034047°

Las imágenes satelitales utilizadas correspondieron al satélite Landsat 8, el octavo satélite del proyecto Landsat de la NASA y el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) lanzado el 11 de febrero de 2011. Su órbita se encuentra a 705 km de altura y tiene una resolución espacial de 30 metros para el sensor *Operational Land Imager (OLI)* y 100 metros para el *Thermal Infrared Sensor (TIRS)*; así como una resolución temporal de 16 días (Knight & Kvaran, 2014; Reuter et al., 2015). Las imágenes se obtuvieron de la base de datos de

la USGS [<http://earthexplorer.usgs.gov>]. Se buscaron imágenes de los años 2013 y 2014 de los cuales se contó con una base de datos *in situ* completa, recuperando aquellas en *path*: 10 y *row*: 62. Para su selección se analizó que las imágenes cuenten con una cobertura de nubes menor al 60%, tomando en cuenta principalmente que el área de estudio se encuentre despejada. Una vez seleccionadas, se descargaron las previsualizaciones de las mismas en formato JPG. Analizando a mayor detalle las imágenes en plataformas SIG, tanto ArcGIS como QGIS, se seleccionaron aquellas que presenten baja nubosidad en la ciudad de Cuenca para proceder a descargar el producto de nivel 1 correspondiente a las mismas. Las imágenes elegidas para el estudio se encuentran enlistadas en la Tabla 2, trabajando con un total de siete imágenes para el periodo de estudio mencionado.

Tabla 2: Imágenes utilizadas para la obtención de información satelital (Fuente de datos: USGS, 2013 – 2014)

Código	Fecha	Nubosidad	Nubosidad en Área de Estudio
LC80100622013124LGN01	04/05/2013	59.86%	20%
LC80100622013220LGN00	08/08/2013	37.39%	15%
LC80100622013332LGN00	28/11/2013	36.91%	0%
LC80100622014063LGN00	04/03/2014	58.61%	10%
LC80100622014159LGN00	08/06/2014	56.76%	10%
LC80100622014207LGN00	26/07/2014	42.77%	5%
LC80100622014303LGN00	30/10/2014	37.52%	10%

Adicionalmente se utilizó una base de datos meteorológica, que se obtuvo de estaciones manejadas por la Escuela de Ingeniería Ambiental de la Universidad Politécnica Salesiana, ubicadas en diferentes puntos del cantón Cuenca (Anexo 3). Información de temperatura y humedad relativa se utilizó en la fase de validación del modelo, a más de un mapa térmico generado con las imágenes satelitales seleccionadas. Se analizará a profundidad el objetivo de uso y proceso aplicado a estos datos en la sección pertinente.

### 2.3. Procesamiento de imágenes satelitales

Las imágenes Landsat 8 contienen esencialmente Números Digitales (DN) cuantificados y calibrados a escala tanto en las imágenes del sensor OLI y del sensor TIRS. Los datos de DN pueden ser transformados a valores de radiancia y posteriormente de reflectancia. La primera consiste en convertir la información a valores de radiancia del sensor con información de calibración del mismo. La segunda transformación convierte los valores de radiancia del sensor a valores de radiancia en la superficie de la tierra o reflectancia (Hameed & Hasan, 2014). Para el caso de productos Landsat 8, específicamente del sensor OLI, los metadatos contienen factores que convierten directamente los DN a valores de reflectancia, sin realizar la conversión de radiancia. Para este proceso se aplicaron los algoritmos presentados en la Ecuación 1 y la Ecuación 2 (USGS, 2015).

$$\rho\lambda' = M_p Q_{cal} + A_p \quad (1)$$

En donde,

$\rho\lambda'$  = Reflectancia planetaria en el tope de la atmósfera (TOA), sin corrección para el ángulo solar.

$M_p$  = Factor de escala multiplicativa específico para cada banda obtenido de los metadatos (REFLECTANCE\_MULT\_BAND\_x, donde x es la banda).

$A_p$  = Factor de escala aditiva específico para cada banda obtenido de los metadatos (REFLECTANCE\_ADD\_BAND\_x, donde x es la banda).

$Q_{cal}$  = Valor de pixel standard cuantificado y calibrado (DN).

$$\rho\lambda = \frac{\rho\lambda'}{\cos \theta_{SZ}} = \frac{\rho\lambda'}{\sin \theta_{SE}} \quad (2)$$

En donde,

$\rho\lambda$  = Reflectancia planetaria en el tope de la atmósfera (TOA).

$\rho\lambda'$  = Reflectancia planetaria en el tope de la atmósfera (TOA), sin corrección para el ángulo solar.

$\theta_{SE}$  = Ángulo de elevación local del sol, proporcionado en los metadatos (SUN\_ELEVATION).

$\theta_{SZ}$  = Ángulo cenital del sol,  $\theta_{SZ} = 90^\circ - \theta_{SE}$ .

Los algoritmos presentados se aplicaron en las bandas del sensor OLI, desde la Banda 1 a la Banda 7, excluyendo la banda pancromática (Banda 8) y cirros (Banda 9) debido a que su resolución espacial es diferente y sus aplicaciones son distintas a los propósitos de la investigación. Para tal propósito se utilizó el software QGIS versión 2.10.1 – Pisa, con ayuda de Semi-Automatic Classification Plugin versión 4.9.3 – Frascati, desarrollado por Lucas Congedo que permite realizar la clasificación semi-automática y supervisada de imágenes satelitales, pre-procesamiento de imágenes, post-procesamiento de clasificaciones y cálculos ráster (Congedo & Munafò, 2012).

En una primera instancia del estudio, se pretendía utilizar como variables la Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD, por sus siglas en ingles *Aerosol Optical Depth*) que no es más que la diferencia entre la reflectancia TOA y la reflectancia en la superficie terrestre (DOS1, por el método aplicado para su cálculo), según indica la Ecuación 3. Se realizó el cálculo de esta variable en las imágenes seleccionadas, sin embargo, no se obtuvieron los resultados esperados, por lo cual el método no se analizó a profundidad pero será discutido posteriormente.

$$AOD = TOA - DOS1 \quad (3)$$

#### **2.4. Construcción de la base de datos**

Una vez aplicados los algoritmos a las bandas seleccionadas de las imágenes del área de estudio, se procedió a armar la base de datos que sirvió para la generación del modelo de regresión lineal múltiple. Para esto se tomó el valor de reflectancia TOA del pixel correspondiente a la ubicación de las estaciones de PM10 *in situ*, para cada una de las bandas del sensor OLI y adicionalmente el valor de DN de las bandas 10 y 11 del sensor TIRS.

Estas últimas bandas se adicionaron ya que probaron tener éxito al momento de estimar material particulado, donde el coeficiente de determinación aumenta notablemente al incluir la banda térmica del satélite Landsat en el modelo de regresión (Lim et al., 2004), lo cual se planteó comprobar en este estudio también.

Los datos de PM10, por su parte, se obtuvieron de cada estación considerando la fecha de toma de muestra posterior más cercana a la fecha de la imagen satelital, considerando que la toma de muestras se realiza cada seis días, por

tanto asumiendo que el dato posterior más próximo representó la concentración de PM10 para el día de toma de cada imagen.

De esta recuperación de información se obtuvo una matriz de datos con 21 observaciones, pues existen tres estaciones y siete imágenes a analizar; con nueve variables a correlacionarse con la concentración de PM10 *in situ*, considerando los valores de reflectancia TOA de la banda 1 a la 7 y los DN de la banda 10 y 11.

### ***2.5. Obtención, aplicación y validación del modelo de regresión lineal múltiple***

Se utilizó el software R versión 3.2.2 y RStudio versión 0.99.484 para la generación de los modelos de regresión lineal múltiple. De manera inicial, se realizaron combinaciones de cuatro, tres, dos y una de las nueve variables utilizadas debido al número limitado de datos, para determinar la mejor combinación de las mismas. El modelo de regresión corresponde a un modelo lineal y con múltiples variables que ayudan a estimar o predecir la variable independiente que en este caso es el PM10. Para aplicar el modelo se siguió la Ecuación 4, la cual permitió encontrar la mejor combinación de variables entre sí.

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (4)$$

En donde,

y = Variable independiente.

$x_i$  = Variables dependientes o regresores.

$b_i$  = Constantes determinadas empíricamente.

A partir del coeficiente de determinación que se obtuvo de cada modelo generado ( $R^2 > 0.5$ ) y que cumplió con el criterio de nivel de significancia menor al cinco por ciento (valor-p < 0.05), se obtuvieron los modelos que cumplen con los criterios y se analizaron las variables que componen cada uno, de manera que pudieron eliminarse aquellos con variables que tengan coeficientes de determinación altos entre sí. Posteriormente, se seleccionaron los mejores



modelos que cumplían con las condiciones establecidas y se realizó un análisis de los residuales de los mismos para determinar el de mejor comportamiento estadístico, hasta obtener un modelo final que sirvió para la estimación de PM10 en el área de estudio.

Adicionalmente, se realizó una validación cruzada de los modelos preliminares, aplicando el método dejando uno fuera, el cual se basa esencialmente en la validación cruzada con k-iteraciones, pero utilizando una muestra como dato de prueba y el set de datos restante conformarían los datos de entrenamiento. De esta manera puede evaluarse el comportamiento del modelo al dejar de lado dato por dato, y reconocer si existen variaciones significativas en el modelo, tomando en cuenta el error cuadrático medio. Esta validación se realizó con el objetivo de medir el comportamiento predictivo de un modelo estadístico y determinar si existe un sobreajuste del modelo seleccionado (Hyndman, 2010).

La ecuación generada a partir del modelo se aplicó a las imágenes que presenten el área de estudio completamente despejada. Por lo tanto, se utilizó la imagen del 4 de marzo, 26 de julio y 30 de octubre de 2014, las cuales no presentaron nubosidad sobre la ciudad de Cuenca.

Por último, se realizaron correlaciones de los resultados de las concentraciones de PM10 obtenidos con información de temperatura ambiente, humedad relativa y temperatura del suelo. Se obtuvieron datos de temperatura y humedad relativa de los días y horas correspondientes a las imágenes satelitales previamente mencionadas que fueron interpolados con el método de CoKriging utilizando la altura de cada punto como variable de correlación, posteriormente se realizó un promedio de los rásters de temperatura ambiente y humedad relativa generados. Para el caso de la temperatura del suelo, se generaron mapas térmicos con las imágenes mencionadas haciendo uso de las bandas térmicas y del índice de vegetación normalizado dentro de su algoritmo.



### 3. Resultados y Discusión

#### 3.1. Análisis de información in situ

La información de concentración de PM<sub>10</sub>, proveniente de la Red de Monitoreo de Calidad de Aire que maneja la EMOV-EP, se analizó en el periodo 2010 – 2015, donde se pudieron observar algunos comportamientos de este contaminante a lo largo de la ciudad, considerando las tres estaciones manejadas por la red.

En la Ilustración 3a se pueden observar diagramas de caja correspondientes a los valores promedios en 24 horas, los cuales son tomados cada 6 días de cada estación de la red de monitoreo, donde se ilustró la información del periodo mencionado. La estación Colegio Carlos Arízaga Vega (CCA) presentó las concentraciones más altas de contaminante, con una mediana de aproximadamente 40  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ , pero presentando valores fuera de rango entre 80 y 103  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ . Le siguió la estación Escuela Ignacio Escandón (EIE) con una mediana alrededor de los 35  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  y valores atípicos entre 70 y 110  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ . Por último, se encontró la estación Municipio (MUN), la cual presentó un valor de mediana rondando los 28  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ , con valores atípicos entre 62 y 108  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

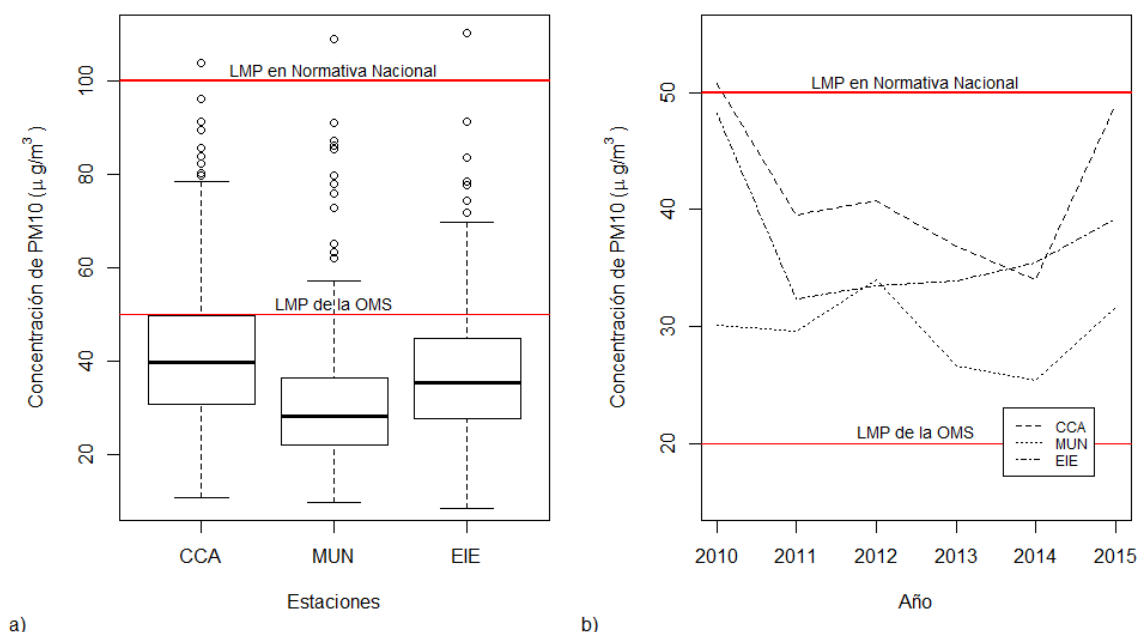


Ilustración 3: Resumen estadístico de concentraciones de PM<sub>10</sub>. a) Promedio aritmético en 24 horas cada 6 días de la concentración de PM<sub>10</sub>. b) Promedio aritmético anual de la concentración de PM<sub>10</sub>. LMP: Límite Máximo Permisible.

Tomando en cuenta que el límite de exposición máximo promedio en 24 horas de la Organización Mundial de la Salud (OMS) es de  $50 \mu\text{g}/\text{m}^3$  (OMS, 2005), se pudo observar que todas las estaciones presentan valores diarios que superan esta normativa; y de igual manera considerando la normativa de calidad de aire ecuatoriana cuyo límite es de  $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$  (Ministerio del Ambiente, 2004), se identificaron valores por encima de este límite para el periodo en análisis.

En la Ilustración 3b se observan los promedios anuales para el periodo previamente mencionado de la concentración de PM<sub>10</sub>. A grandes rasgos se pudo observar como en el año 2010 el promedio anual de contaminación es alto, incluso sobrepasando el límite máximo permisible establecido por la normativa ecuatoriana de calidad del aire para la estación CCA, que indica que la media aritmética anual no debe sobrepasar los  $50 \mu\text{g}/\text{m}^3$  (Ministerio del Ambiente, 2004). A medida que transcurren los años, se tiende a ver una disminución de la concentración promedio de contaminante, sin embargo para el año 2015, esta aumenta considerablemente aproximándose nuevamente al límite establecido por la normativa. Se pudo destacar además que todas las estaciones analizadas sobrepasan en todos los años, la normativa establecida por la OMS de  $20 \mu\text{g}/\text{m}^3$  para el promedio anual (OMS, 2005). La gráfica además indicó que la estación CCA presentó los mayores promedios, mientras que la estación MUN se mantuvo con concentraciones promedio bajas de contaminante.

La Ilustración 4 por su parte, presentó una línea de tiempo de los promedios mensuales de concentración de contaminante para el periodo 2010 – 2015, en donde pudo distinguirse que en los meses de julio y agosto generalmente tiende a aumentar el PM<sub>10</sub> y que las épocas de marzo y abril existe una disminución del mismo; esto puede deberse a la presencia de lluvias que tienden a disminuir la dispersión del contaminante, así como a la existencia de vientos en ciertas épocas, aunque no se pueden establecer patrones bien definidos en la serie, lo cual no es estudiado en la presente investigación.

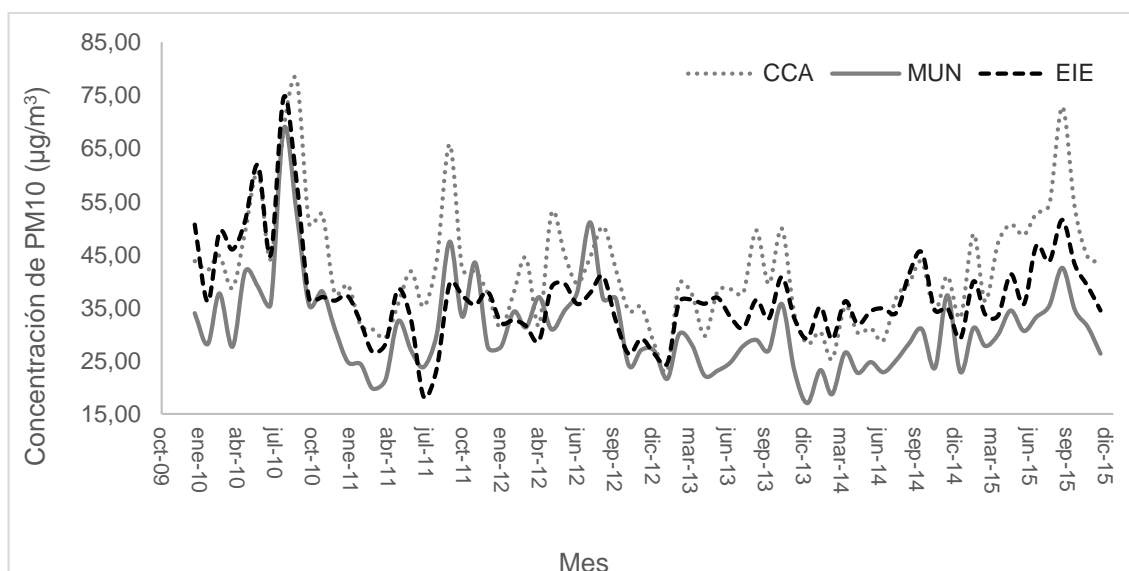


Ilustración 4: Línea de tiempo del promedio aritmético mensual de la concentración de PM10.

Como se ha visto en las ilustraciones, la estación CCA es la que presentó los mayores promedios de concentración de contaminante. Esto puede deberse principalmente a su cercanía al parque industrial de la ciudad de Cuenca, de donde puede derivarse esta emisión de PM10 hacia el aire ambiente. Se destacaron además las bajas concentraciones presentadas en la estación MUN; a pesar de encontrarse esta en el centro histórico de la ciudad, una zona caracterizada por el alto tráfico vehicular, los datos recolectados demuestran aparentemente que no existe una contaminación significativa por parte del parque automotor. Sin embargo, el principal motivo por el que estas inmisiones sean tan bajas puede ser la ubicación de la estación; ya que esta se encuentra a una altura elevada con respecto al nivel de emisión de los contaminantes, alrededor de 25 metros sobre el nivel del suelo, mientras que las estaciones CCA y EIE se encuentran entre 12 a 13 metros de altura (Dávila, 2016), por lo que existiría dispersión del mismo antes de llegar al sensor.

### 3.2. Análisis del modelo generado

Los resultados preliminares obtenidos de las combinaciones utilizadas para generar los distintos modelos y que cumplen con los criterios establecidos se resumen en la Tabla 3. Aquí se observan tres modelos los cuales han sido analizados cada uno a profundidad considerando las estadísticas para cada

modelo y un análisis de sus residuales hasta seleccionar uno solo (Anexo 4). Se incluyó junto a ellos los valores de coeficiente de determinación  $R^2$ , a más de esto un  $R^2$  ajustado y el valor-p con el cual se puede comprobar que se cumplen los criterios previamente establecidos.

Tabla 3: Modelos preliminares resultantes de las regresiones lineales múltiples con su respectivo coeficiente de determinación, con el coeficiente de determinación ajustado y el valor-p.

Modelo	Ecuación	$R^2$	$R^2$ Aj.	Valor-p
A	$PM_{10} = -130 + 0.00515 \cdot DN_{B11} + 616 \cdot TOA_{B2} - 45.6 \cdot TOA_{B4} - 193 \cdot TOA_{B5}$	0.5571	0.4464	0.0081
B	$PM_{10} = -127 + 0.00498 \cdot DN_{B11} + 592 \cdot TOA_{B2} - 223 \cdot TOA_{B5} + 13.3 \cdot TOA_{B6}$	0.5557	0.4446	0.0083
C	$PM_{10} = -126.9 + 0.005039 \cdot DN_{B11} + 582.7 \cdot TOA_{B2} - 207.1 \cdot TOA_{B5}$	0.5548	0.4763	0.0027

A partir del análisis de los modelos obtenidos, se eligió el modelo C que cumplió con los criterios establecidos y que además tuvo las mejores características estadísticas para representar el comportamiento del material particulado menor a diez micras en el área de estudio. El modelo final es el que se presenta en la Ecuación 5.

$$PM_{10}(\mu g/m^3) = -126.9 + 582.7 \cdot TOA_{Banda\ 2} - 207.1 \cdot TOA_{Banda\ 5} + 0.005039 \cdot DN_{Banda\ 11} \quad (5)$$

Donde,

$PM_{10}(\mu g/m^3)$  = Estimación de la concentración de material particulado menor a 10 micras en microgramos por metro cúbico en función de parámetros multiespectrales del satélite Landsat 8.

$TOA_{Banda\ 2}$  = Reflectancia en el tope de la atmósfera de la banda 2.

$TOA_{Banda\ 5}$  = Reflectancia en el tope de la atmósfera de la banda 5.

$DN_{Banda\ 11}$  = Número digital de la banda 11.

El análisis estadístico del modelo se encuentra resumido en la

Tabla 4 donde se indica un error residual estándar de  $7.589 \mu\text{g}/\text{m}^3$  con 17 grados de libertad, ya que se trabajó con 21 observaciones y 4 variables dentro del modelo. Considerando que los valores de PM10 que se presentaron en el área de estudio se encontraron entre 12 y  $110 \mu\text{g}/\text{m}^3$  aproximadamente, es un valor aceptable de error de estimación de las concentraciones.

El coeficiente de determinación de Pearson ( $R^2$ ) es de 0.5548; a pesar de ser un valor aparentemente bajo, estudios previos en esta área presentan valores de  $R^2$  entre 0.6 y 0.8 (Amanollahi, Abdullah, Farzanmanesh, Ramli, & Pirasteh, 2011; Grosso et al., 2007; Gupta et al., 2006; Othman et al., 2010; Wang & Christopher, 2003). Tomando en cuenta la gran cantidad de limitantes al momento de realizar el modelo de regresión, principalmente el número de observaciones, se puede decir que el valor del coeficiente de determinación es aceptable para la estimación de concentraciones de PM10 en el área de estudio, aunque podría mejorarse tomando en cuenta un mayor número de observaciones en investigaciones futuras.

El coeficiente de determinación  $R^2$  que toma en cuenta los grados de libertad fue de 0.4763, siendo este el mayor coeficiente de los tres modelos preliminares analizados. Este valor fue positivo y relativamente alto por lo que se acepta para el modelo final. El valor-p por su parte es de 0.002738, un nivel de significancia aceptable considerando que es menor a 0.05, siendo estadísticamente significativo.

Se deben considerar además que los errores estándar para cada variable presentaron valores distintos, considerando que los valores de TOA se presentan en el orden de décimas mientras que valores de DN se encuentran en el orden de las decenas de miles, como se muestra en la base de datos trabajada para el modelo de regresión (Anexo 5). Para todas las variables analizadas el valor-p fue aceptable, sin embargo, la variable de reflectancia TOA de la banda 5 presenta un valor elevado siendo la menos significativa en el modelo pero manteniéndose en los rangos tolerables.

Tabla 4: Análisis estadístico del modelo seleccionado.

Residuales:					
	Mínimo	Cuartil 1	Mediana	Cuartil 3	Máximo
	-10.827	-4.745	-2.078	6.020	13.262
Coeficientes:					
	Estimado	Error Estándar	Valor-t	Pr(> t )	
(Intercepción)	-126.9	36.28	-3.499	0.00275	**
DN_B11	0.005039	0.001423	3.541	0.00251	**
TOA_B2	582.7	168.4	3.461	0.00299	**
TOA_B5	-207.1	84.29	-2.457	0.02506	*
---					
Código de significancia: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Error residual estándar: 7.589 en 17 grados de libertad					
R-cuadrado múltiple: 0.5548, R-cuadrado ajustado: 0.4763					
Estadística-F: 7.063 en 3 y 17 GL, valor-p: 0.002738					

Del modelo seleccionado se pudo observar que la combinación de información que presentó el coeficiente de determinación más alto y que además cumplió con los criterios, incluyó bandas con resoluciones espectrales distintas. Se cuenta con la reflectancia TOA de la banda 2 o banda azul, que cubre longitudes de onda entre 0.45 y 0.51  $\mu\text{m}$  dentro del espectro visible; reflectancia TOA de la banda 5 o banda del infrarrojo cercano, con longitudes de onda entre 0.85 y 0.88  $\mu\text{m}$ , ambas con una resolución espacial de 30 metros; y DN de la banda 11 o banda del térmico infrarrojo 2, con longitudes de onda entre 11.50 y 12.51  $\mu\text{m}$  y con una resolución espacial de 100 metros.

A diferencia de otros estudios, el presente se ha visto limitado por la cantidad de observaciones con las que se trabaja, únicamente 21, por lo que se han visto necesarias las técnicas para la limitación del número de variables utilizadas, de manera que estadísticamente los resultados puedan considerarse representativos. Sin embargo, se ha observado en otros estudios (Gupta et al., 2006; King, Kaufman, Tanré, & Nakajima, 1999; Li & Hou, 2015; Lim et al., 2004; Othman et al., 2010; Wong, Matjafri, Abdullah, & Lim, 2009) que utilizan una mayor cantidad de variables que las bandas generalmente utilizadas son aquellas que corresponden al espectro visible, es decir, las bandas 2, 3 y 4 para el caso del satélite Landsat 8. Estos estudios presentan buenos resultados al momento de estimar las concentraciones de PM10 pero, vale la pena señalar que las bandas citadas tienen alta correlación entre sí (Tabla 5), lo cual podría

estar introduciendo un ruido o un error en los modelos generados en estos estudios.

Tabla 5: Matriz de correlación de variables multiespectrales y térmicas.

	TOA_B1	TOA_B2	TOA_B3	TOA_B4	TOA_B5	TOA_B6	TOA_B7	DN_B10	DN_B11
TOA_B1	<b>1.000</b>								
TOA_B2	<b>0.974</b>	<b>1.000</b>							
TOA_B3	<b>0.944</b>	<b>0.922</b>	<b>1.000</b>						
TOA_B4	<b>0.821</b>	<b>0.820</b>	<b>0.891</b>	<b>1.000</b>					
TOA_B5	0.714	0.761	<b>0.848</b>	<b>0.840</b>	<b>1.000</b>				
TOA_B6	0.461	0.455	0.644	<b>0.840</b>	0.785	<b>1.000</b>			
TOA_B7	0.398	0.419	0.539	<b>0.813</b>	0.699	<b>0.965</b>	<b>1.000</b>		
DN_B10	0.122	0.170	0.304	0.426	0.455	0.540	0.518	<b>1.000</b>	
DN_B11	0.034	0.083	0.190	0.310	0.320	0.420	0.417	<b>0.971</b>	<b>1.000</b>

Las bandas del infrarrojo cercano han formado parte de igual manera de modelos para la estimación de la concentración de material particulado (Li & Hou, 2015; Wald & Baleynaud, 1999), con resultados positivos como en el modelo generado en el presente estudio. Además, la incorporación de las bandas térmicas tuvo un resultado favorable pues presentaron una buena correlación para los modelos preliminares, comprobando así como en el estudio de Lim *et al.* (2004), que estas bandas permiten mejorar la estimación de las concentraciones de PM10.

Las longitudes de onda encontradas en el modelo resultante siguen además conceptos lógicos, ya que el material particulado esencialmente será percibido dentro del espectro visible, al ser un contaminante que se dispersa en el aire ambiente, generando problemas de visibilidad. Asimismo para el caso de bandas dentro del espectro térmico como son las bandas 5 y 11, ya que el material particulado se relaciona a periodos de mayor temperatura por ser épocas secas que no permitan que los contaminantes se asienten en la superficie y se propicie su dispersión.

### **3.3. Validación del modelo generado**

Para seleccionar el modelo final se hizo un análisis de los residuales, de donde se pudo finalmente seleccionar el modelo C, el cual presentó las gráficas estadísticamente más aceptables que permiten tomar el modelo como válido.

En la Ilustración 5 se pueden observar cuatro gráficas para el análisis de residuales. La gráfica 1: *Residuals vs. Fitted* es utilizada para identificar patrones de no-linealidad en los datos a través de la gráfica de los residuales contra los valores ajustados (Kim, 2015). Para el caso del modelo seleccionado, considerando la baja cantidad de observaciones con las que se trabaja, se pudo considerar que los datos se encuentran dispersos y no presentan un patrón definido, por lo que no puede asegurarse una relación lineal de los datos debido a la falta de información.

La gráfica 2: *Normal Q-Q* muestra si los residuales se encuentran normalmente distribuidos, por lo que deberían seguir un patrón de alineación y evitar las desviaciones (Kim, 2015). En el modelo seleccionado se pudo ver que los residuales si se encuentran aproximadamente dentro del patrón aceptable, tomando nuevamente en cuenta que la cantidad de observaciones es baja por lo que lo que pueden parecer patrones en realidad podría explicarse por una falta de datos suficientes para la interpretación de la gráfica de diagnóstico.

La gráfica 3: *Scale-Location* indica si los residuales se encuentran distribuidos equitativamente a lo largo de los rangos de los predictores. En este tipo de gráficos, al igual que en la gráfica 1, se puede comprobar la suposición de variancias iguales o homocedasticidad (Kim, 2015). Para el caso de estudio, se observó una dispersión de los datos alrededor de una línea curva; a pesar de que se pudo suponer cierto patrón para las variancias de los residuales se consideró aceptable dadas las condiciones limitantes previamente mencionadas.

La gráfica 4: *Residuals vs. Leverage* permite encontrar valores de apalancamiento dentro de los datos, es decir, aquellos valores atípicos que desvían la estimación de los coeficientes de regresión. Por lo tanto, si estos valores son eliminados, la regresión puede cambiar significativamente al realizar el análisis. Aquellos valores superiores a la distancia Cook, una medida que combina información de valores de apalancamiento e influencia, serán los que



deben tomarse en cuenta para el análisis de valores atípicos; en la gráfica esta distancia se representa por líneas entrecortadas (Kim, 2015). En el modelo seleccionado se pudo ver que uno de los datos se encuentra por encima de la distancia Cook, el dato #5, sin embargo, su distancia no es significativa. Para asegurar que este dato no tiene una influencia ni un apalancamiento importante, se volvió a correr el modelo sin este dato, dando resultados similares, sin afectar en gran medida al modelo de regresión, por lo que se decidió mantener el dato dentro del análisis.

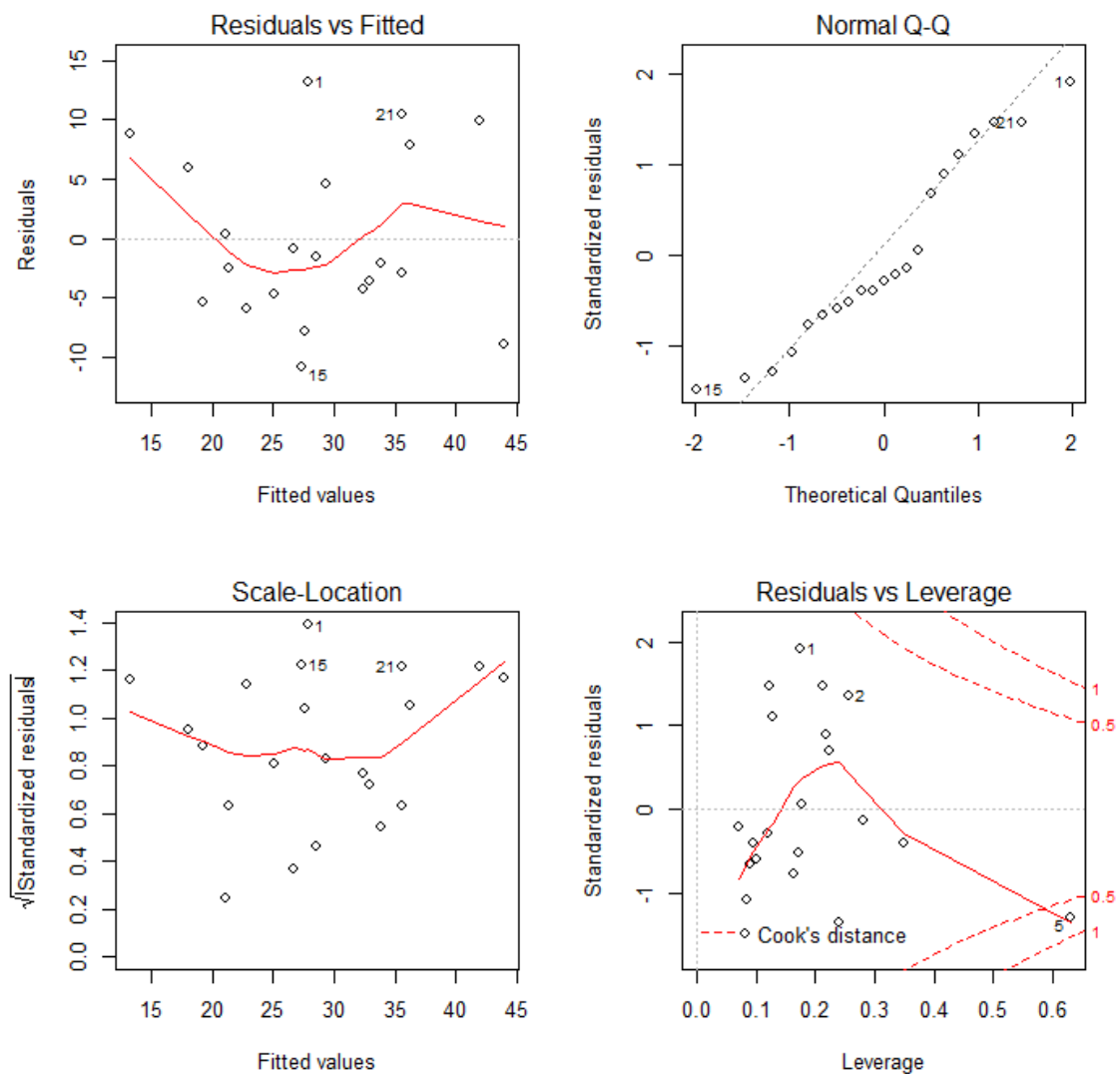


Ilustración 5: Gráficas de diagnóstico de residuales del modelo de regresión seleccionado.

Para complementar la validación del modelo a partir del análisis de residuales, se tomó en cuenta una validación cruzada dejando uno afuera de los modelos preliminarmente seleccionados (Anexo 6) de manera que se puede identificar el

modelo con el mejor ajuste de los datos tras la validación, identificando el modelo C como aquel con menor error cuadrático medio y mejor comportamiento estadístico como se puede observar en la Tabla 6. A más de esto, se observan las gráficas resultantes de la validación cruzada para los modelos preliminares (Ilustración 6).

Tabla 6. Análisis de varianza de la validación cruzada dejando uno afuera de los modelos preliminares seleccionados

Análisis de Varianza: Modelo A					
Respuesta: PM10					
	GL	Suma Cuad.	Media Cuad.	Valor F	Pr(>F)
DN_B11	1	522	522	8.58	0.0098 **
TOA_B2	1	350	350	5.75	0.0290 *
TOA_B4	1	126	126	2.06	0.1700
TOA_B5	1	227	227	3.73	0.0714 .
Residuales	16	974	61		
---					
Códigos Sign.: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Error Cuadrático Medio: 97.5					
Análisis de Varianza: Modelo B					
Respuesta: PM10					
	GL	Suma Cuad.	Media Cuad.	Valor F	Pr(>F)
DN_B11	1	522	522	8.55	0.0099 **
TOA_B2	1	350	350	5.74	0.292 *
TOA_B5	1	348	348	5.69	0.0297 *
TOA_B6	1	2	2	0.03	0.8612
Residuales	16	977	61		
---					
Códigos Sign.: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Error Cuadrático Medio: 99					
Análisis de Varianza: Modelo C					
Respuesta: PM10					
	GL	Suma Cuad.	Media Cuad.	Valor F	Pr(>F)
TOA_B2	1	422	422	7.33	0.0149 *
TOA_B5	1	76	76	1.31	0.2676
DN_B11	1	722	722	12.54	0.0025 **
Residuales	17	979	58		
---					
Códigos Sign.: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Error Cuadrático Medio: 77.7					

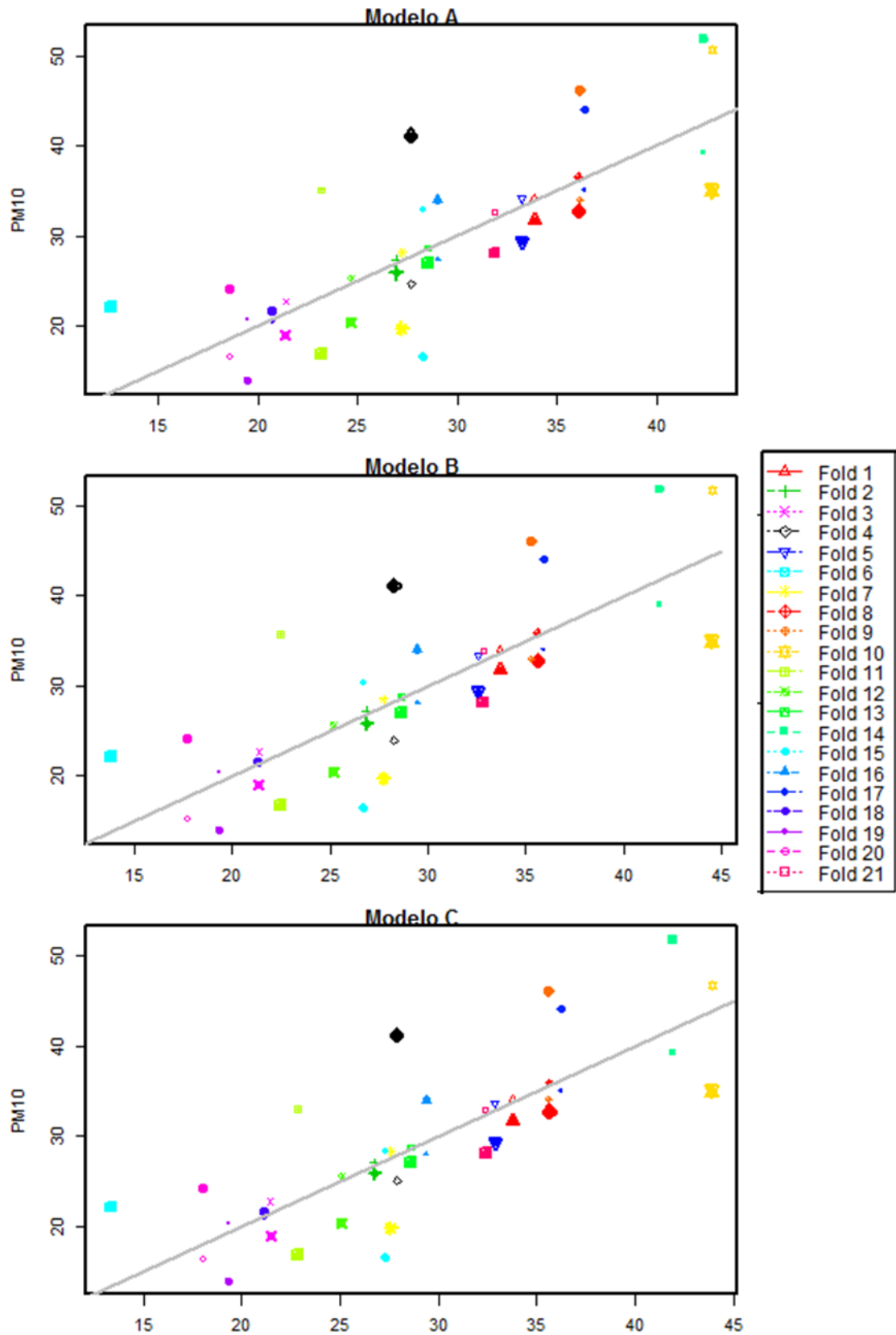


Ilustración 6. Gráficas de resultados de validación cruzada dejando uno afuera para cada modelo preliminar.

Por tanto, la principal limitante del modelo como se ha venido analizando, fue la cantidad de observaciones, sin embargo, las gráficas de diagnóstico son aceptables por lo que puede aceptarse el modelo como válido para la estimación de las concentraciones de PM10 en el área de estudio, tomando en cuenta que la validación cruzada indica que el modelo seleccionado presenta el menor error cuadrático medio de entre los modelos preliminares y una menor variación con respecto al modelo original a diferencia del modelo A y B.

Al momento de aplicar la ecuación al área de estudio se observaron valores elevados al estimar las concentraciones de PM10 en zonas específicas de la ciudad. Por ende, se vio necesario comprobar si estos valores extremos se debían a la influencia de variables meteorológicas. Para esto se utilizaron mapas interpolados de temperatura y humedad relativa además de un mapa térmico (Anexo 7), correspondientes a la hora y día de cada una de las imágenes satelitales utilizadas para representar el comportamiento de la concentración estimada de PM10. Se realizó una correlación entre un promedio de los mapas de material particulado, y un promedio de los mapas de temperatura, humedad relativa y temperatura del suelo, obteniendo como resultado la Tabla 7.

*Tabla 7: Matriz de correlación de información meteorológica con la concentración estimada de PM10.*

	Estimación PM10	Humedad Relativa	Temperatura	Temperatura Suelo
<b>Estimación PM10</b>	1.00000			
<b>Humedad Relativa</b>	-0.11061	1.00000		
<b>Temperatura</b>	0.08717	-0.71093	1.00000	
<b>Temperatura Suelo</b>	0.13546	-0.49583	0.44647	1.00000

De esta tabla se observa que ninguna de las variables meteorológicas analizadas presentó correlaciones significativas con respecto a la concentración estimada de PM10, por lo que se requiere de un análisis más profundo y de validación *in situ* de estos valores extremos para encontrar la causa de estos errores dentro del modelo, a realizarse en investigaciones futuras.

### **3.4. Mapa de estimación de concentración de PM10**

Una vez seleccionado el modelo final y validado el mismo de manera estadística, se aplicó la ecuación encontrada a imágenes satelitales que presentaron el área de estudio completamente despejada; obteniendo así un mapa para cada una de estas imágenes en los que se pudo visualizar el comportamiento del PM10 estimado en la ciudad de Cuenca, como se observa en la Ilustración 7.

En los mapas resultantes se mostraron valores estimados de PM10 que alcanzaron concentraciones altas que sobrepasan los  $50 \mu\text{g}/\text{m}^3$ , valor límite para la concentración promedio en 24 horas según la OMS, e inclusive una gran cantidad de pixeles que presentan valores mayores a  $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$ , valor límite según la normativa ecuatoriana. Sin embargo, se observaron pixeles con valores extremos los cuales se encuentran en distintos lugares del área de estudio. Las correlaciones realizadas con las variables temperatura ambiente, humedad relativa y temperatura del suelo no proporcionaron una explicación para la causa de estos valores, razón por la cual se decidió tomarlos como valores inciertos para su posterior validación en futuras investigaciones. Para determinar el límite sobre el cual los datos se consideran como inciertos, se tomó el valor máximo de concentración de PM10 en el área de estudio para el periodo de datos utilizado en el modelo de regresión, es decir 2013 – 2014, fijando este valor en  $85.4 \mu\text{g}/\text{m}^3$ .

Analizando los resultados respecto al área de estudio se observó que las zonas con mayor concentración de PM10 fueron el área del parque industrial y las zonas aledañas al aeropuerto, las cuales pueden explicarse debido justamente a la actividad industrial que existe en las mismas, generando altas emisiones de material particulado hacia la atmósfera. Se obtuvieron además las zonas del centro histórico, así como la Avenida de las Américas y la Avenida Ordoñez Laso, que presentaron concentraciones altas que pueden ser explicadas por la circulación vehicular de estas áreas dentro de la ciudad.

De los mapas generados se pudo también destacar que los límites de la ciudad presentaron concentraciones menores, indicando que zonas periurbanas podrían presentar niveles bajos de inmisión de este contaminante. De igual manera, dentro del casco urbano se pudo observar que las zonas de ríos

funcionan como un área de amortiguamiento, presentando de igual manera concentraciones bajas de PM<sub>10</sub>.

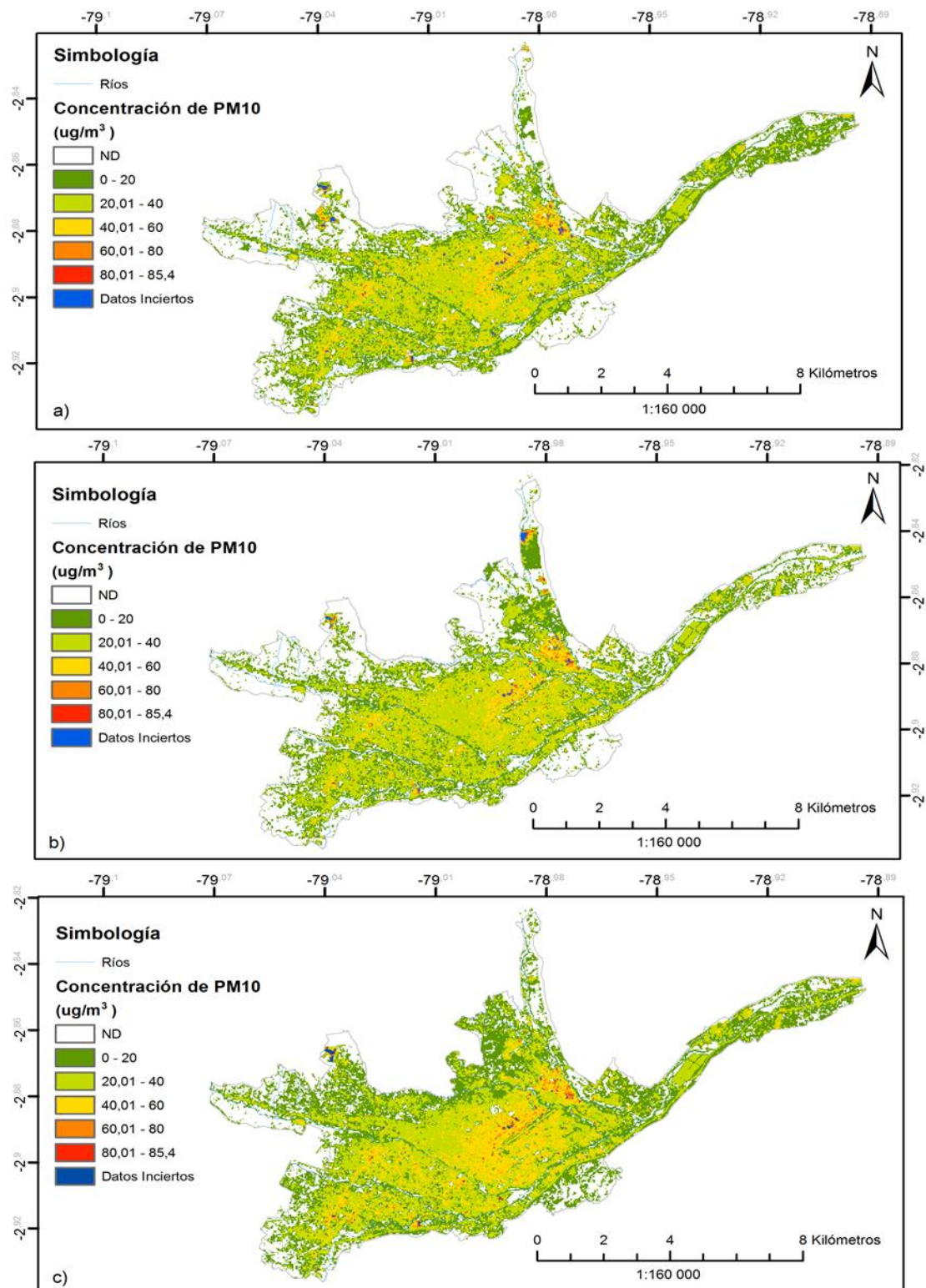


Ilustración 7 Mapas de estimación de la concentración de PM<sub>10</sub> en la ciudad de Cuenca. a) Mapa para el 4 de marzo de 2014. b) Mapa para el 26 de julio de 2014. c) Mapa para el 30 de octubre de 2014.

#### **4. Conclusiones**

El servicio brindado por la Red de Monitoreo de Calidad del Aire de la EMOV-EP permite el acceso a la información respecto a las inmisiones de la ciudad de Cuenca. Para el monitoreo de material particulado menor a 10 micras se utilizan estaciones semiautomáticas que brindan la información pertinente que ha sido analizada en este estudio.

Una característica importante de las redes de monitoreo es su alcance espacial, con un radio de monitoreo corto y limitado, existiendo la necesidad de contar con un número mínimo de estaciones, el cual según la OMS es de dos para ciudades con poblaciones menores a un millón de habitantes (Martinez & Romieu, 2003). En la ciudad se manejan tres estaciones, entre las cuales se observan concentraciones altas de PM<sub>10</sub> para el periodo analizado (2010 – 2015), en algunas ocasiones sobrepasando la normativa y de manera general, encontrándose en los límites de contaminación manejados por la OMS o el Ministerio del Ambiente. Sin embargo, se ve necesario un mayor alcance, por lo cual en este caso de estudio se aplica una técnica alternativa, como es la teledetección, para estimar las concentraciones de este contaminante.

El modelo generado para la estimación de este contaminante aplica valores multiespectrales y térmicos de las imágenes satelitales Landsat 8 trabajadas. Se puede destacar de la investigación realizada que el uso de la Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD) no presentó resultados demasiado significativos como en otros estudios previamente mencionados, sino que el uso de la reflectancia en el tope de la atmósfera (TOA) tuvo mejores resultados por lo cual fue aplicada para la generación de los modelos de regresión lineal múltiple, arrojando resultados que representaron de mejor manera la realidad de la calidad del aire en el área de estudio. A más de esto, se incluyeron los números digitales (DN) de las bandas térmicas en el modelo, con un buen resultado, incluyendo la banda 11 en el modelo final.

Los resultados de la regresión lineal múltiple fueron aceptables, generando una ecuación empírica que permitió estimar los valores de las concentraciones de PM<sub>10</sub> y representar de manera visual el comportamiento de este contaminante en la ciudad. Con un coeficiente de determinación de 0.55, considerado tolerable



comparado con la literatura citada, se puede aceptar el modelo como válido dada la cantidad limitada de información con la que se cuenta para realizar el análisis pertinente. Además de esto, el coeficiente de determinación  $R^2$  ajustado de 0.47 y un valor-p de 0.002 permiten reconocer la ecuación encontrada como estadísticamente aplicable, habiendo realizado además un análisis de los residuales siendo este de entre los modelos preliminares el de mejor comportamiento. A más de esto, la validación cruzada dejando uno afuera realizada para los modelos preliminares indica que el modelo C presenta el menor error cuadrático medio (77.7) a partir del cual se puede reconocer que el modelo no se encuentra sobreestimado y permite predecir, aunque con cierta incertidumbre el comportamiento del PM10 en el área de estudio.

Los mapas generados se ajustaron a la realidad vivida en el área de estudio, pues las zonas con mayor concentración de contaminantes vienen a estar representadas por aquellos lugares donde la actividad industrial y el tráfico vehicular son elevados, así como otras circunstancias que pueden contribuir a la propagación del PM10 en la ciudad. No obstante, existen pixeles en los cuales la estimación de contaminante sobrepasó los rangos que se manejan en el periodo de análisis de los datos del modelo (2013 – 2014), por lo que se marcaron como datos inciertos (datos mayores a  $85.4 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ).

Durante la investigación se intentó encontrar una correlación de estos datos y variables como temperatura ambiente, humedad relativa y temperatura del suelo, de manera que puedan explicarse estos valores sobrestimados, sin embargo, no se tuvo un resultado positivo, viéndose necesaria una validación *in situ* en los puntos en cuestión la cual requiere de tiempo y necesidad de días con poca nubosidad para poder realizar las mediciones y obtener las imágenes despejadas; razón por la cual no se realiza los monitoreos en esta ocasión, sino que se mantiene pendiente para la validación de resultados en futuras investigaciones.

En definitiva, el modelo generado para la estimación de PM10 es una buena y primera aproximación al comportamiento de este contaminante en la ciudad, considerando que la cantidad de equipos de muestreo (tres) existentes por parte de la Red de Monitoreo de Calidad de Aire de la EMOV-EP es insuficiente para realizar una interpolación de los datos generados, razón por la cual no existen





mapas de distribución del mismo en los informes de calidad del aire anuales presentados por esta entidad.

#### **4.1. Limitaciones**

La principal limitante en la investigación realizada, como se ha venido recalcando a lo largo del estudio es la cantidad de observaciones con las que se trabaja. Para el modelo de regresión se utilizaron 21 observaciones, correspondientes a siete imágenes satelitales tomando valores en tres píxeles correspondientes a las estaciones semiautomáticas de monitoreo.

Por lo tanto, la primera restricción se presenta al momento de seleccionar las imágenes satelitales del área de estudio. Como se sabe, la ciudad de Cuenca generalmente presenta días nublados. Conociendo que el satélite Landsat 8 tiene una resolución temporal de 16 días, la probabilidad de encontrar imágenes despejadas de la zona es realmente baja. Esto puede evidenciarse en la realización de esta investigación, donde de las 24 imágenes disponibles en un año para el *path* y *row* seleccionado, solo se obtuvieron tres imágenes para el año 2013 y cuatro imágenes para el año 2014. Incluso, se pretendía realizar la validación del modelo con imágenes fuera del periodo de análisis, es decir, del año 2015, sin embargo, no se pudieron adquirir imágenes despejadas y que cumplan con los criterios necesarios para aplicar la ecuación empírica determinada.

Por otra parte, se tuvo el problema respecto al escaso número de estaciones de monitoreo por parte de la Red de Monitoreo de Calidad del Aire de la EMOV-EP. A pesar de que se encuentre dentro de las recomendaciones brindadas por la OMS, tres estaciones es un número demasiado bajo inclusive para realizar una interpolación espacial de los datos y así conseguir una visualización de la distribución del contaminante en análisis; un punto que limita en gran medida también la generación del modelo.

Además, la calidad de los datos con los que se cuenta, a pesar de trabajar con el 8% de error, puede considerarse como poco representativa para la ciudadanía, debido a la altura a la que se encuentran ubicadas las estaciones de monitoreo. Sin embargo, se utilizan estos datos, al ser información oficial proporcionada por una entidad municipal, aunque se podría realizar una validación de la información con datos recolectados por organizaciones de investigación en otras investigaciones.

## **4.2. Recomendaciones**

A lo largo de la investigación se presentaron diversos problemas, los cuales pueden solucionarse aplicando algunas alternativas para el mejoramiento de los resultados y de esta manera lograr una mayor significancia del modelo generado.

En primer lugar, se ve necesaria la obtención de información meteorológica contemporánea a los datos de concentraciones de PM<sub>10</sub>. Actualmente la Red de Monitoreo únicamente maneja información meteorológica para la estación MUN, mientras que los puntos CCA y EIE no cuentan con una estación de este tipo. El objetivo de contar con estos datos principalmente radica en la posibilidad de correlacionar estas variables de clima dentro del modelo de regresión para determinar si se tratan de variables de confusión.

Asimismo, se ha observado que el uso del satélite Landsat 8 ha proporcionado buenos resultados, considerando principalmente que la información puede conseguirse de forma gratuita, abaratando así costos al momento de aplicar esta metodología para la estimación de contaminantes atmosféricos. No obstante, se reconoce que existen algunas falencias al usar la información de este satélite, por lo cual se recomienda el uso de otros satélites cuyos productos están valorados pero cuya inversión es baja, o inclusive el uso de fotografías aéreas para realizar el análisis y poder comparar los resultados entre ellos.

Por último, se recomienda realizar una validación de los resultados obtenidos, primero de los datos inciertos generados en los mapas de estimación de la concentración de contaminante en donde se deben comprobar los sitios en donde los pixeles muestren niveles elevados de PM<sub>10</sub>, monitoreando este compuesto en la atmósfera para su posterior comparación con los resultados obtenidos de imágenes satelitales. Segundo, la validación del modelo con imágenes fuera del periodo de estudio, ya sean imágenes del 2015 o 2016 las cuales puedan corroborar que la información generada a partir de la ecuación empírica puede favorecer a la estimación de este contaminante en cualquier periodo para el área de estudio.

### **4.3. Futuras investigaciones**

La validación dentro de la investigación realizada es un punto necesario a llevarse a cabo para poder mejorar el modelo generado, como se ha indicado, para de esta manera contar con resultados más precisos y confiables al momento de estimar la concentración de PM10 en la ciudad de Cuenca, tanto para el periodo de estudio como para fechas posteriores a esta.

El presente estudio forma parte de un proyecto a mayor escala de química atmosférica titulado “Determinación de los Compuestos Atmosféricos PM10, PM2.5, CO<sub>2</sub>, CO, NO<sub>x</sub>, SO<sub>x</sub> y O<sub>3</sub> a través de Sensores Remotos y su Efecto con la Vegetación Urbana de Cuenca” el cual busca determinar la relación de las concentraciones de contaminantes, recuperadas de imágenes satelitales y fotografías aéreas, con el desarrollo de la vegetación urbana en la ciudad de Cuenca.

Este es el primer resultado de este proyecto, habiendo demostrado con éxito que puede realizarse una caracterización de la atmósfera a partir de sensores remotos. Los siguientes proyectos a llevarse a cabo serán con distintos compuestos contaminantes ya sea estimándolos a partir de información del satélite Landsat 8 o de otros medios como imágenes MODIS, Quickbird, etc. o inclusive fotografías aéreas que permitan realizar las correlaciones pertinentes.

## Referencias

- Alcaldía de Cuenca, & Red de Monitoreo EMOV EP. (2012). *Informe de Calidad del Aire, año 2011*. Cuenca, Ecuador.
- Alcaldía de Cuenca, & Red de Monitoreo EMOV EP. (2014). *Informe de Calidad del Aire, año 2013*. Cuenca, Ecuador.
- Alvarez, C. I., & Padilla, O. (2014). *Estimación de Contaminación del Aire por PM10 en Quito Determinado por Índices Ambientales obtenidos con Imágenes Satelitales LANSAT ETM+*. Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.
- Amanollahi, J., Abdullah, M. M., Farzanmanesh, R., Ramli, M., & Pirasteh, S. (2011). PM10 distribution using remotely sensed data and GIS techniques; Klang Valley, Malaysia. *EnvironmentAsia*, 7, 104–111.
- Brook, R. D., Rajagopalan, S., Pope, C. A., Brook, J. R., Bhatnagar, A., Diez-Roux, A. V., ... Kaufman, J. D. (2010). Particulate matter air pollution and cardiovascular disease: An update to the scientific statement from the american heart association. *Circulation*, 121(21), 2331–2378. <http://doi.org/10.1161/CIR.0b013e3181dbeece1>
- Christopher, S. A., & Gupta, P. (2010). Satellite Remote Sensing of Particulate Matter Air Quality: The Cloud-Cover Problem. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 60(5), 596–602. <http://doi.org/10.3155/1047-3289.60.5.596>
- Congedo, L., & Munafò, M. (2012). Development of a Methodology for Land Cover Classification in Dar es Salaam using Landsat Imagery, (January 2012), 48. Recuperado de <http://www.planning4adaptation.eu/>
- Davidson, D. A. (1992). ENVIRONMENTAL MANAGEMENT, 13–17.
- Dávila, M. (2016). Visita Técnica a la Estación de Monitoreo Activa de Calidad de Aire de la EMOV-EP.
- Grantz, D. ., Garner, J. H. ., & Johnson, D. . (2003). Ecological effects of particulate matter. *Environment International*, 29(2-3), 213–239. [http://doi.org/10.1016/S0160-4120\(02\)00181-2](http://doi.org/10.1016/S0160-4120(02)00181-2)
- Grosso, N., Ferreira, F., & Mesquita, S. (2007). Improvement in particles (PM10) urban air quality mapping interpolation using remote sensing data. *Air Pollution Modeling and Its Application XVIII, Volume 6*(07), 265–274. [http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S1474-8177\(07\)06031-7](http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S1474-8177(07)06031-7)
- Guo, Y., Feng, N., Christopher, S. a., Kang, P., Zhan, F. B., & Hong, S. (2014). Satellite remote sensing of fine particulate matter (PM2.5) air quality over Beijing using MODIS. *International Journal of Remote Sensing*, 35(17), 6522–6544. <http://doi.org/10.1080/01431161.2014.958245>

- Gupta, P., Christopher, S. a., Wang, J., Gehrig, R., Lee, Y., & Kumar, N. (2006). Satellite remote sensing of particulate matter and air quality assessment over global cities. *Atmospheric Environment*, 40(30), 5880–5892. <http://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2006.03.016>
- Hadjimitsis, D. G. (2009). Aerosol optical thickness ( AOT ) retrieval over land using satellite image-based algorithm. *Air Quality, Atmosphere and Health*, 2, 89–97. <http://doi.org/10.1007/s11869-009-0036-0>
- Hameed, S., & Hasan, G. (2014). Estimation of PM10 Concentration using Ground Measurements and Landsat 8 OLI Satellite Image. *Journal of Geophysics & Remote Sensing*, 3(2), 1–6. <http://doi.org/10.4172/2169-0049.1000120>
- Hyndman, R. J. (2010). Why every statistician should know about cross-validation. Recuperado de <http://robjhyndman.com/hyndsight/crossvalidation/>
- Kim, B. (2015). Understanding Diagnostic Plots for Linear Regression Analysis. Recuperado June 28, 2016, de <http://data.library.virginia.edu/diagnostic-plots/>
- King, M. D., Kaufman, Y. J., Tanré, D., & Nakajima, T. (1999). Remote Sensing of Tropospheric Aerosols from Space: Past, Present, and Future. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 80(11), 2229–2259. [http://doi.org/10.1175/1520-0477\(1999\)080<2229:RSOTAF>2.0.CO;2](http://doi.org/10.1175/1520-0477(1999)080<2229:RSOTAF>2.0.CO;2)
- Knight, E., & Kvaran, G. (2014). Landsat-8 Operational Land Imager Design, Characterization and Performance. *Remote Sensing*, 6(11), 10286–10305. <http://doi.org/10.3390/rs61110286>
- Li, B., & Hou, L. (2015). Discuss on Satellite-Based Particulate Matter Monitoring Technique. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-7/W3(May), 219–223. <http://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-219-2015>
- Lim, H. S., Matjafri, M. Z., Abdullah, K., Saleh, N. M., & Alsultan, S. (2004). Remote sensing of PM10 from LANDSAT TM imagery. *Acrs 2004*, 739–744.
- Luo, N., Wong, M. S., Zhao, W., Yan, X., & Xiao, F. (2015). Improved aerosol retrieval algorithm using Landsat images and its application for PM10 monitoring over urban areas. *Atmospheric Research*, 153(0), 264–275. <http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2014.08.012>
- Martin, R. V. (2008). Satellite remote sensing of surface air quality. *Atmospheric Environment*, 42(34), 7823–7843. <http://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.07.018>
- Martinez, A. P., & Romieu, I. (2003). Estrategia De Monitoreo. In Comunidad Europea (Ed.), *Introducción al monitoreo atmosférico*. (pp. 7–37). Bruselas: Biblioteca virtual de desarrollo sostenible y salud ambiental. Recuperado de <http://www.bvsde.ops->

[oms.org/bvsci/e/fulltext/intromon/cap2.pdf](https://oms.org/bvsci/e/fulltext/intromon/cap2.pdf)

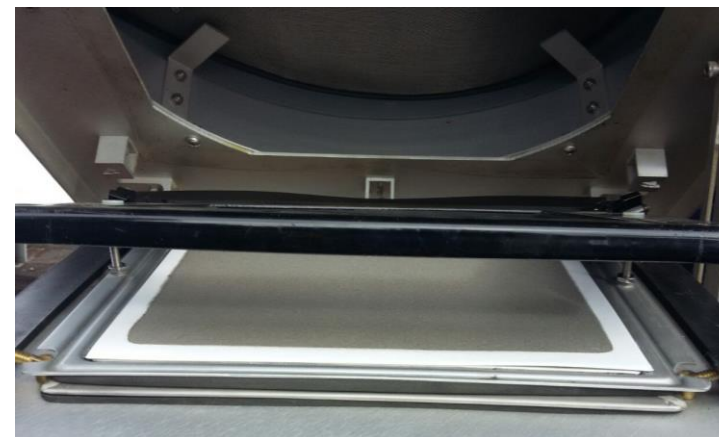
- Meena, G. S., Londhe, A. L., Bhosale, C. S., & Jadhav, D. B. (2009). Remote sensing “ ground-based automatic UV / visible spectrometer ” for the study of atmospheric trace gases. *International Journal of Remote Sensing*, 30(21), 5633–5653. <http://doi.org/10.1080/01431160802698901>
- Ministerio del Ambiente. Norma de Calidad de Aire Ambiente (2004). Recuperado de [https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/6078/47/LIBRO VI Anexo 4 Calidad de aire.pdf](https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/6078/47/LIBRO_VI_Anexo_4_Calidad_de_aire.pdf)
- Ministerio del Ambiente. (2010). *Plan Nacional de la Calidad de Aire* (Vol. 46). Ecuador.
- OMS. (2005). Guías de calidad del aire de la OMS relativas al material particulado, el ozono, el dióxido de nitrógeno y el dióxido de azufre. Actualización mundial 2005. *Organización Mundial de La Salud*, 25. Recuperado de [http://www.who.int/phe/health\\_topics/outdoorair/outdoorair\\_aqg/es/](http://www.who.int/phe/health_topics/outdoorair/outdoorair_aqg/es/)
- Othman, N., Jafri, M. Z. M., & Lim, H. S. (2010). Estimating Particulate Matter Concentration over Arid Region Using Satellite Remote Sensing : A Case Study in Makkah, Saudi Arabia. *Modern Applied Science*, 4(11), 131–142.
- Reuter, D., Richardson, C., Pellerano, F., Irons, J., Allen, R. G., Anderson, M., ... Thome, K. (2015). The Thermal Infrared Sensor (TIRS) on Landsat 8: Design Overview and Pre-Launch Characterization. *Remote Sensing*, 7(1), 1135–1153. <http://doi.org/10.3390/rs70101135>
- USGS. (2015). Using the USGS Landsat 8 Product. Recuperado June 22, 2016, de [http://landsat.usgs.gov/Landsat8\\_Using\\_Product.php](http://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php)
- Wald, L., & Baleynaud, J. . (1999). Observing air quality over the city of Nantes by means of Landsat thermal infrared data. *International Journal of Remote Sensing*, 20(5), 947–959. <http://doi.org/10.1080/014311699213019>
- Wang, J., & Christopher, S. A. (2003). Intercomparison between satellite-derived aerosol optical thickness and PM 2.5 mass: Implications for air quality studies. *Geophysical Research Letters*, 30(21), 2095. <http://doi.org/10.1029/2003GL018174>
- Wong, C. J., Matjafri, M. Z., Abdullah, K., & Lim, H. S. (2009). Temporal and Spatial Air Quality Monitoring using Internet Surveillance Camera and ALOS Satellite Image. *IEEE Aerospace Conference Proceedings*, 185–191.



## Anexos

### Anexo 1

#### Estación de Monitoreo de Calidad del Aire de la EMOV-EP



Fotografías de la estación semiautomática del municipio (MUN) de monitoreo de material particulado menor a 10 micras de la Red de Monitoreo de Calidad del Aire de la EMOV-EP.

Fecha: 29 de junio de 2016.



**Anexo 2**

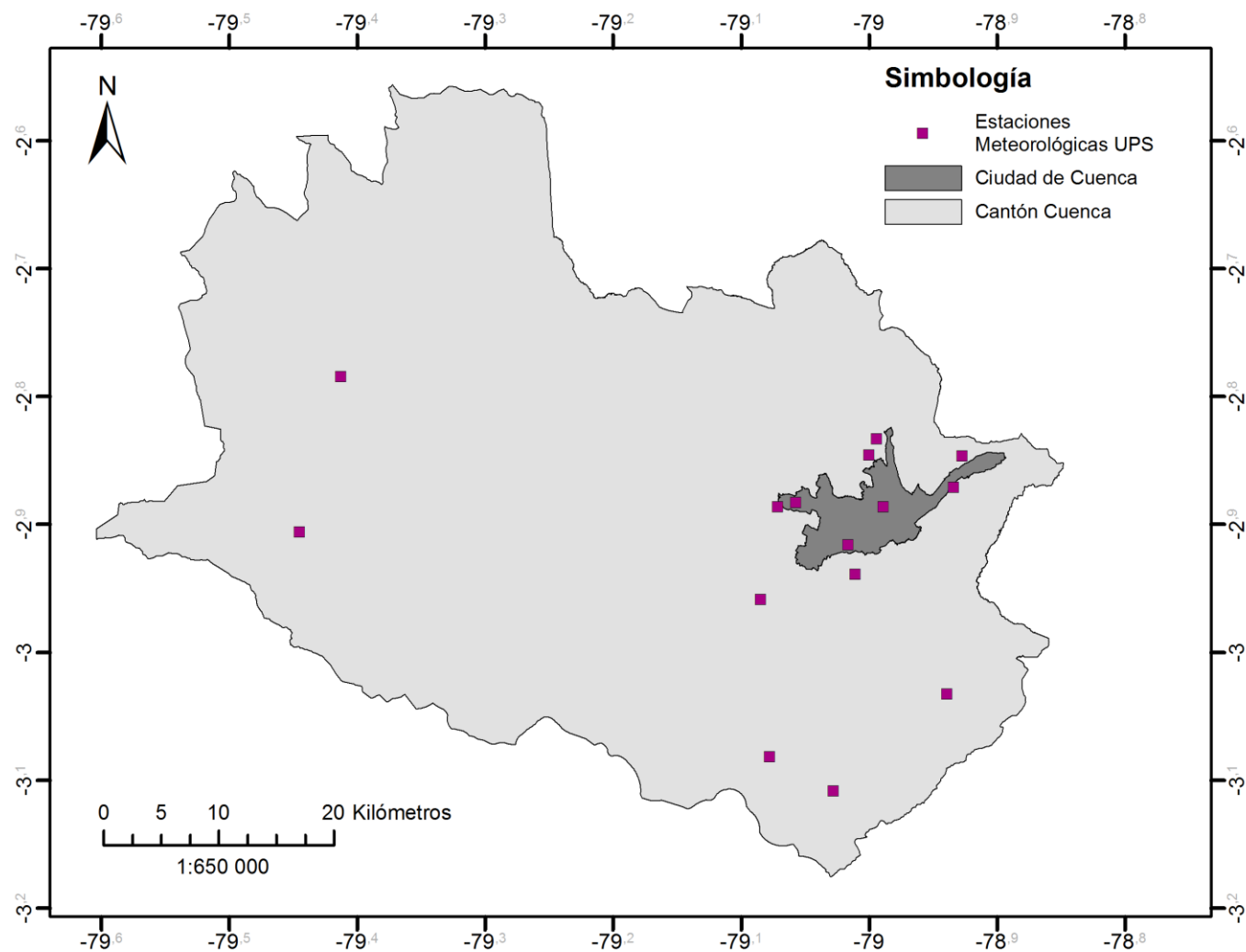
Matriz resumen de promedios y máximos mensuales para las estaciones de monitoreo de PM10.

MES	PROMEDIOS																	
	2010			2011			2012			2013			2014			2015		
	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE
Enero	43.76	34.01	50.66	39.32	24.82	37.21	31.16	27.62	32.26	28.11	26.90	26.31	28.17	17.06	29.22	33.11	22.91	29.24
Febrero	42.07	28.18	36.14	31.54	24.38	32.17	37.88	34.30	32.68	23.19	21.65	24.55	30.39	23.29	35.19	48.87	31.22	39.95
Marzo	44.75	37.74	49.24	30.91	19.81	26.68	44.37	31.35	31.55	39.45	30.05	36.06	25.30	18.74	29.05	36.18	27.83	33.77
Abril	38.68	27.69	45.97	29.36	21.48	28.24	31.66	37.04	28.80	37.47	28.00	36.50	35.26	26.58	36.23	47.26	30.00	33.56
Mayo	49.23	41.85	51.33	35.69	32.53	38.48	52.82	30.94	38.90	29.66	22.24	35.76	30.26	22.75	31.91	50.67	34.52	41.33
Junio	60.55	39.00	61.87	41.83	26.99	32.66	45.00	34.53	39.53	38.11	23.19	36.89	31.09	24.80	34.36	48.67	30.66	35.66
Julio	44.11	35.71	44.91	35.16	23.86	18.25	39.54	37.94	35.72	38.49	24.68	33.35	28.79	22.88	34.89	52.79	33.28	46.66
Agosto	68.59	68.75	74.56	43.83	29.99	23.50	44.50	51.14	37.80	37.76	27.82	31.18	36.89	25.16	34.08	54.37	35.43	43.75
Septiembre	77.96	52.96	58.71	65.74	47.49	39.57	50.24	36.72	40.92	49.53	28.98	36.47	39.70	28.36	41.46	72.80	42.56	51.55
Octubre	50.79	35.48	36.70	42.13	33.35	37.30	42.26	36.80	32.60	39.45	27.00	32.97	43.62	31.02	45.40	53.67	34.60	43.08
Noviembre	52.69	38.14	37.03	41.92	43.54	35.56	34.40	24.18	26.32	49.91	35.75	40.81	34.39	23.67	34.55	44.45	31.39	39.00
Diciembre	37.66	31.10	36.35	37.62	27.63	38.01	35.10	27.07	29.18	33.74	23.16	33.00	40.92	37.39	34.96	43.67	26.39	34.49

MÁXIMOS																		
MES	2010			2011			2012			2013			2014			2015		
	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE	CCA	MUN	EIE
Enero	55.29	44.50	61.59	48.09	34.77	45.48	42.00	46.50	38.40	42.99	51.22	40.70	41.22	20.62	49.88	42.90	26.88	34.97
Febrero	56.13	35.70	44.18	34.89	34.46	40.01	55.40	47.50	49.10	32.84	23.67	38.56	41.83	32.62	49.88	53.03	37.76	48.26
Marzo	48.62	56.09	51.01	39.79	22.21	35.94	67.40	45.20	45.60	68.84	48.71	66.94	29.45	20.49	35.50	49.06	41.50	43.99
Abril	68.25	36.94	78.47	43.21	33.29	46.60	40.30	79.70	40.40	63.65	41.79	54.67	42.17	32.12	40.33	50.12	35.44	43.80
Mayo	58.38	63.38	61.77	44.49	49.01	49.85	74.90	41.80	57.40	43.48	31.07	48.32	40.01	29.98	41.61	68.15	57.26	61.87
Junio	82.32	50.46	74.43	59.17	36.95	38.93	61.60	44.50	48.00	54.49	28.62	54.35	52.87	44.70	55.08	59.56	38.25	48.26
Julio	67.55	49.15	69.73	39.64	34.55	25.53	50.70	46.50	45.30	44.46	46.05	52.14	39.11	34.38	45.54	79.63	46.95	83.65
Agosto	85.61	108.80	110.10	65.89	39.14	28.64	54.80	86.20	48.30	50.91	37.87	43.31	51.83	35.45	45.46	77.09	48.28	55.10
Septiembre	103.70	87.03	91.31	89.35	65.25	56.82	59.70	52.70	55.70	66.08	42.65	55.35	55.14	35.98	56.46	96.22	47.75	60.59
Octubre	58.83	40.31	41.75	68.47	46.00	53.75	64.50	72.80	39.90	50.21	35.57	45.34	64.34	35.26	57.72	83.83	41.87	54.57
Noviembre	73.10	54.97	54.75	49.89	75.82	40.01	52.70	29.40	31.70	58.20	44.03	47.82	46.07	26.63	45.36	59.64	41.54	48.40
Diciembre	51.02	44.38	56.57	63.82	38.35	49.87	44.40	36.10	39.70	44.09	33.98	51.81	71.88	85.47	67.57	60.53	37.94	43.81

### Anexo 3

Ubicación de las estaciones meteorológicas pertenecientes a la Universidad Politécnica Salesiana.



## Anexo 4

### Análisis estadístico y de residuales para modelo A.

Residuales:

Mínimo	Cuartil 1	Mediana	Cuartil 3	Máximo
-11.82	-4.34	-2.14	5.47	13.47

Coefficientes:

	Estimado	Error Estándar	Valor-t	Pr(> t )	
(Intercepción)	-130	38.8	-3.35	0.0040	**
DN_B11	0.00515	0.00151	3.40	0.0036	**
TOA_B2	616	208	2.96	0.0093	**
TOA_B4	-45.6	159	-0.29	0.7782	
TOA_B5	-193	99.9	-1.93	0.0714	.

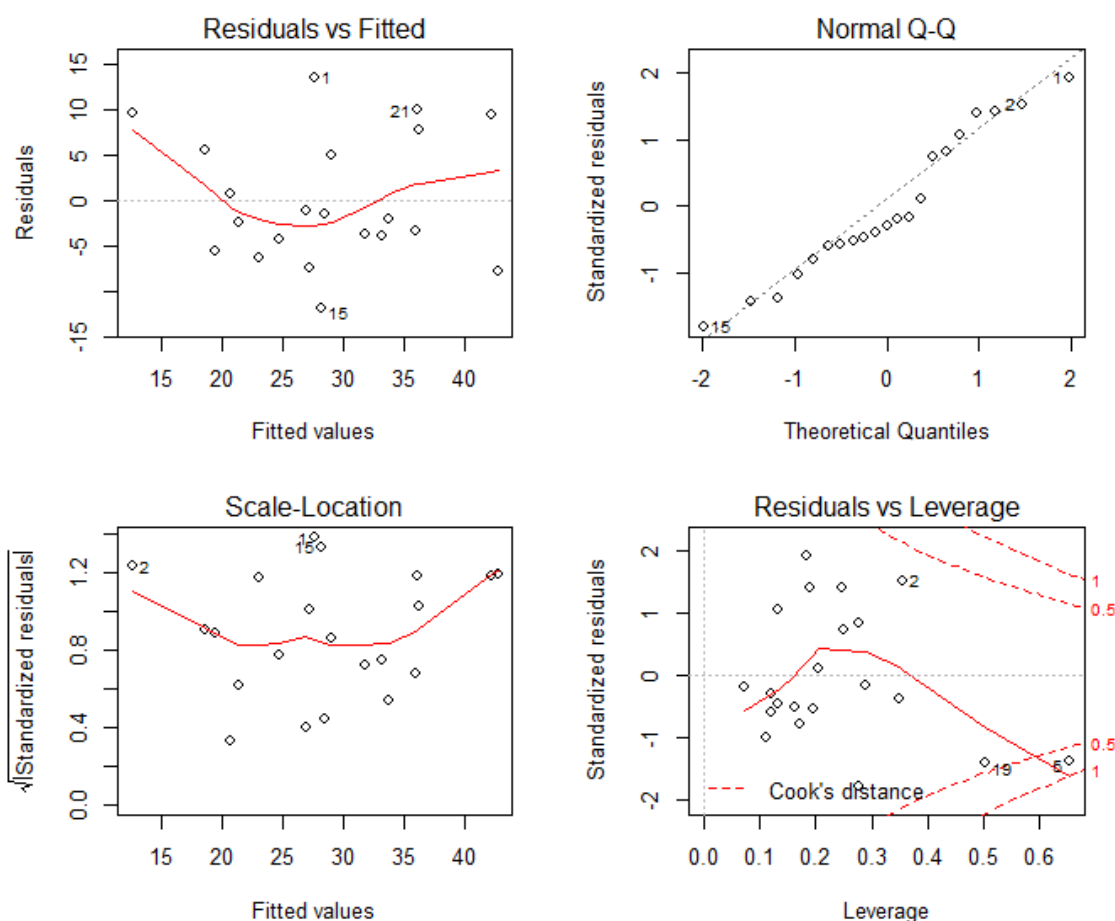
---

Código de significancia: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error residual estándar: 7.8 en 16 grados de libertad

R-cuadrado múltiple: 0.557, R-cuadrado ajustado: 0.446

Estadística-F: 5.03 en 4 y 16 GL, valor-p: 0.00808



### Análisis estadístico y de residuales para modelo B.

Residuales:

Mínimo	Cuartil 1	Mediana	Cuartil 3	Máximo
-10.24	-4.81	-1.97	6.37	12.88

Coeficientes:

	Estimado	Error Estándar	Valor-t	Pr(> t )	
(Intercepción)	-127	37.4	-3.38	0.0038	**
DN_B11	0.00498	0.00150	3.32	0.0043	**
TOA_B2	592	182	3.26	0.0049	**
TOA_B5	-223	123	-1.81	0.0896	.
TOA_B6	-13.3	74.8	0.18	0.8612	

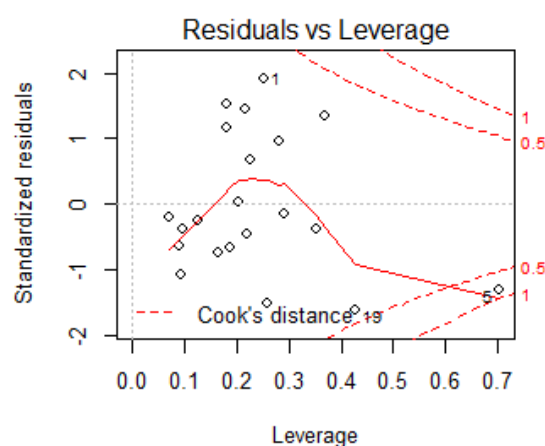
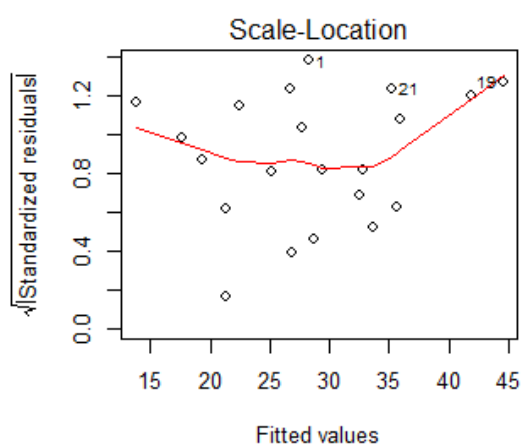
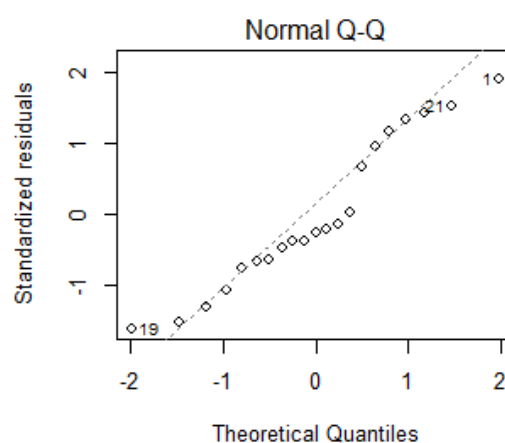
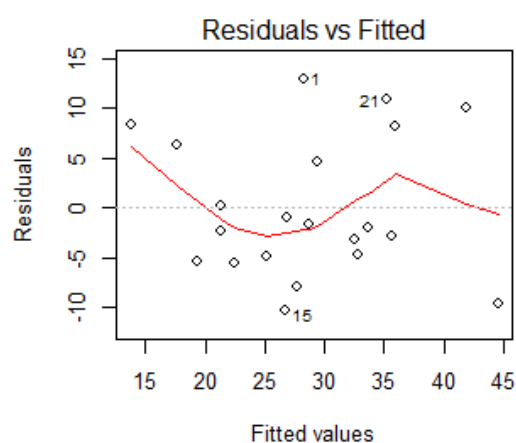
---

Código de significancia: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Error residual estándar: 7.82 en 16 grados de libertad

R-cuadrado múltiple: 0.556, R-cuadrado ajustado: 0.445

Estadística-F: 5 en 4 y 16 GL, valor-p: 0.00827





## Anexo 5

### Base de datos para modelos de regresión.

FECHA_IM	IMAGEN	FECHA_PM	EST	PM10	TOA_B1	TOA_B2	TOA_B3	TOA_B4	TOA_B5	TOA_B6	TOA_B7	DN_B10	DN_B11
4/5/2013	LC80100622013124LGN01	7/5/2013	EIE	41.14	0.1436849	0.1322241	0.1264229	0.1475524	0.1821000	0.2153741	0.2004703	26222	22914
4/5/2013	LC80100622013124LGN01	7/5/2013	MUN	22.14	0.1309743	0.1159997	0.1215179	0.1520801	0.2018145	0.2554635	0.2247126	26016	22709
4/5/2013	LC80100622013124LGN01	7/5/2013	CCA	18.99	0.1574568	0.1476703	0.1472930	0.1717475	0.2408191	0.2357490	0.2045736	25515	22264
8/8/2013	LC80100622013220LGN00	11/8/2013	EIE	19.75	0.1408622	0.1277660	0.1156069	0.1513631	0.1882247	0.2100917	0.1983172	26233	23622
8/8/2013	LC80100622013220LGN00	11/8/2013	MUN	16.85	0.0990264	0.0828785	0.0659375	0.0730503	0.0900153	0.0906881	0.0727379	26500	23831
8/8/2013	LC80100622013220LGN00	11/8/2013	CCA	24.07	0.1262521	0.1130358	0.1060671	0.1092391	0.1617680	0.1477347	0.1165921	24825	22347
28/11/2013	LC80100622013332LGN00	3/12/2013	EIE	51.81	0.1405665	0.1375488	0.1234737	0.1501726	0.1993547	0.2082697	0.2051829	28371	25794
28/11/2013	LC80100622013332LGN00	3/12/2013	MUN	33.98	0.1225062	0.1136603	0.1145817	0.1542500	0.2085461	0.2521535	0.2371570	29962	26444
28/11/2013	LC80100622013332LGN00	3/12/2013	CCA	44.09	0.1469706	0.1378713	0.1417183	0.1669659	0.2325037	0.2307300	0.1939643	29403	25987
4/3/2014	LC80100622014063LGN00	6/3/2014	EIE	31.72	0.1465592	0.1425800	0.1235863	0.1615043	0.2121233	0.2111748	0.2080979	27718	24125
4/3/2014	LC80100622014063LGN00	6/3/2014	MUN	20.36	0.1362411	0.1286297	0.1266401	0.1660388	0.2239221	0.2496712	0.2281789	28291	24498
4/3/2014	LC80100622014063LGN00	6/3/2014	CCA	29.33	0.1615275	0.1515332	0.1569699	0.1741822	0.2490003	0.2344947	0.1972708	28209	24422
8/6/2014	LC80100622014159LGN00	10/6/2014	EIE	27.05	0.1338208	0.1248110	0.1097696	0.1435064	0.1854771	0.2044728	0.1949624	27121	24054
8/6/2014	LC80100622014159LGN00	10/6/2014	MUN	13.92	0.1243104	0.1149503	0.1085182	0.1386511	0.2102040	0.2406372	0.2251203	27581	24367
8/6/2014	LC80100622014159LGN00	10/6/2014	CCA	16.48	0.1447577	0.1331200	0.1280645	0.1401777	0.2277231	0.2020702	0.1728633	27868	24572
26/7/2014	LC80100622014207LGN00	28/7/2014	EIE	28.15	0.1423605	0.1261685	0.1248563	0.1538484	0.1807112	0.2264646	0.2098022	27586	24456
26/7/2014	LC80100622014207LGN00	28/7/2014	MUN	21.53	0.1207712	0.1100261	0.1066094	0.1461238	0.2026718	0.2528818	0.2311192	28241	24987
26/7/2014	LC80100622014207LGN00	28/7/2014	CCA	32.74	0.1509269	0.1394885	0.1392409	0.1535760	0.2133179	0.2243849	0.1879158	28176	24896
30/10/2014	LC80100622014303LGN00	1/11/2014	EIE	34.99	0.1609690	0.1444735	0.1532637	0.1965947	0.2192234	0.2806219	0.2530556	29618	26210
30/10/2014	LC80100622014303LGN00	1/11/2014	MUN	25.87	0.1262511	0.1128111	0.1175716	0.1446950	0.2185813	0.2680897	0.2353424	30092	26431
30/10/2014	LC80100622014303LGN00	1/11/2014	CCA	46.07	0.1417280	0.1351741	0.1342663	0.1546808	0.2289656	0.2275929	0.1974361	29474	26032

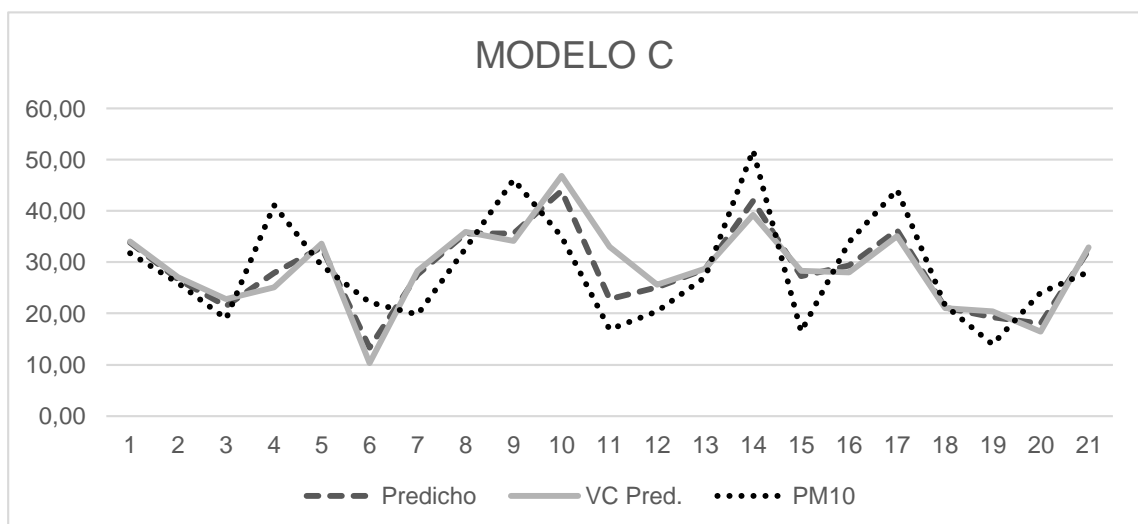
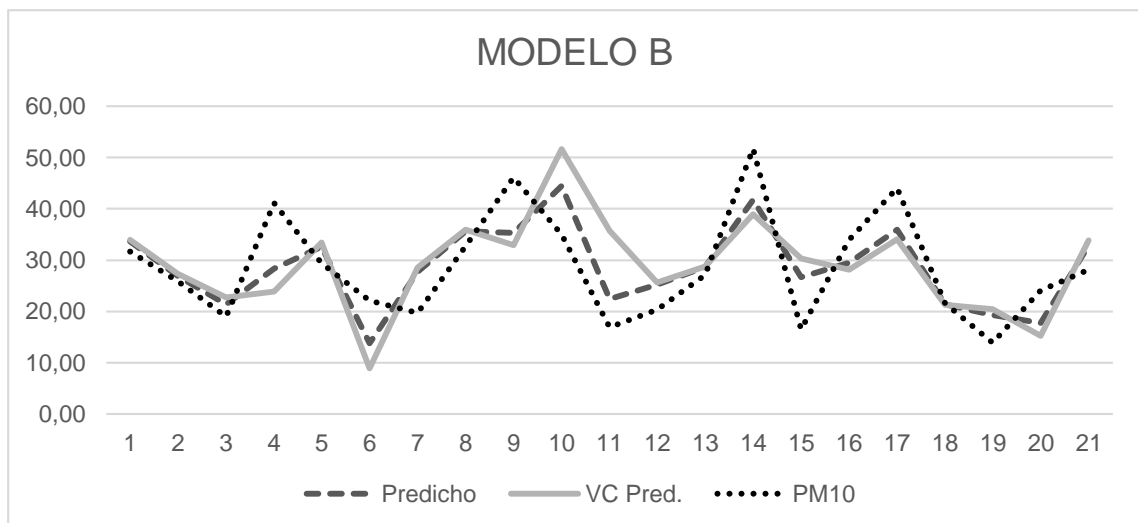
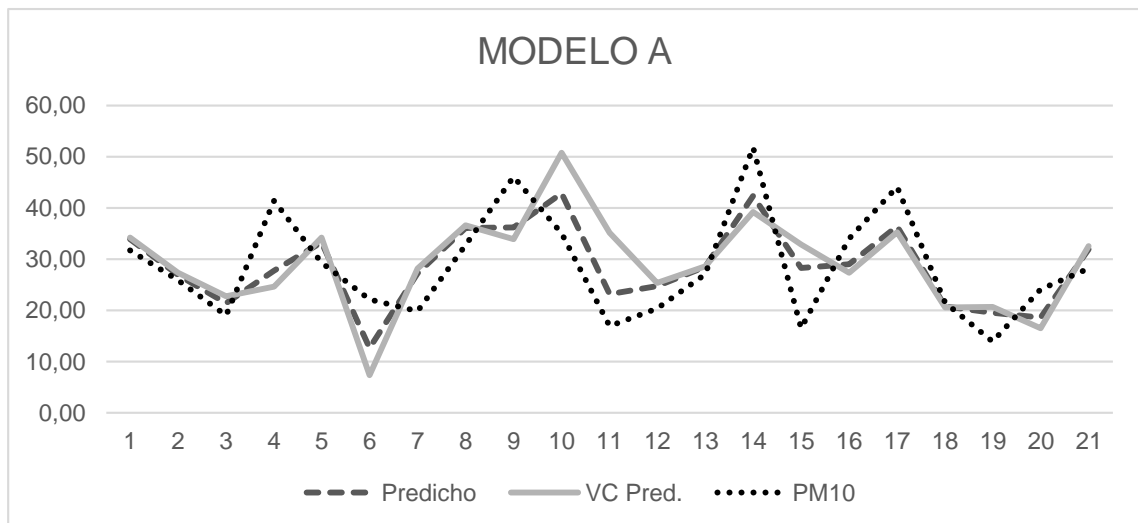


## Anexo 6

### Resultados de errores cuadráticos medios de validación cruzada para los modelos preseleccionados

MODELO A																					
Iteración	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Dato	10	20	3	1	12	2	4	18	21	19	5	11	13	7	15	8	9	17	14	6	16
Predicho	33.86	26.92	21.40	27.70	33.21	12.61	27.20	36.06	36.20	42.80	23.20	24.70	28.51	42.30	28.30	29.01	36.40	20.77	19.50	18.60	31.86
VC Pred.	34.15	27.35	22.71	24.60	34.15	7.38	28.20	36.56	33.90	50.70	35.10	25.30	28.62	39.20	32.80	27.35	35.20	20.58	20.66	16.49	32.57
PM10	31.72	25.87	18.99	41.40	29.33	22.14	19.80	32.74	46.10	35.00	16.90	20.36	27.05	51.80	16.50	33.98	44.10	21.53	13.92	24.07	28.15
VC Residual	-2.43	-1.48	-3.72	16.50	4.82	14.76	-8.40	-3.82	12.20	-15.70	-18.20	-4.94	-1.57	12.60	-16.30	6.63	8.90	0.95	-6.74	7.58	-4.42
Media Cuad.	5.91	2.19	13.80	272.00	23.20	218.00	70.60	14.60	149.00	246.00	333.00	24.40	2.47	159.00	267.00	44.00	79.20	0.91	45.40	57.50	19.60
MODELO B																					
Iteración	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Dato	10	20	3	1	12	2	4	18	21	19	5	11	13	7	15	8	9	17	14	6	16
Predicho	33.69	26.86	21.37	28.30	32.57	13.77	27.71	35.61	35.30	44.50	22.40	25.17	28.65	41.80	26.70	29.45	35.90	21.36	19.30	17.70	32.81
VC Pred.	33.98	27.26	22.67	23.90	33.48	8.89	28.54	35.92	32.90	51.70	35.70	25.65	28.78	39.00	30.30	28.11	34.10	21.31	20.40	15.19	33.88
PM10	31.72	25.87	18.99	41.10	29.33	22.14	19.75	32.74	46.10	35.00	16.90	20.36	27.05	51.80	16.50	33.98	44.09	21.53	13.90	24.07	28.15
VC Residual	-2.26	-1.39	-3.86	17.20	-4.15	13.25	-8.79	-3.18	13.20	-16.70	-18.80	-5.29	-1.73	12.80	-13.80	5.87	9.99	0.22	-6.50	8.88	-5.73
Media Cuad.	5.09	1.94	13.60	296.00	17.20	176.00	77.29	10.10	174.00	279.00	355.00	28.00	2.98	163.00	192.00	34.40	99.80	0.05	42.30	78.90	32.80
MODELO C																					
Iteración	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Dato	10	20	3	1	12	2	4	18	21	19	5	11	13	7	15	8	9	17	14	6	16
Predicho	33.80	26.70	21.44	27.90	32.88	13.30	27.58	35.60	35.60	43.90	22.80	25.10	28.60	41.90	27.30	29.37	36.22	21.13	19.31	18.00	32.41
VC Pred.	34.08	27.10	22.77	25.10	33.61	10.30	28.30	35.90	34.10	46.80	33.00	25.57	28.72	39.20	28.30	28.04	35.06	21.04	20.38	16.40	32.89
PM10	31.72	25.90	18.99	41.10	29.33	22.14	19.75	32.70	46.10	35.00	16.90	20.36	27.05	51.80	16.50	33.98	44.09	21.53	13.92	24.10	28.15
VC Residual	-2.36	-1.20	-3.78	16.10	-4.28	11.90	-8.55	-3.20	11.90	-11.80	-16.20	-5.21	-1.67	12.60	-11.80	5.94	9.03	0.49	-6.46	7.70	-4.74
Media Cuad.	5.58	1.45	14.30	258.00	18.30	141.00	73.20	10.30	143.00	139.00	261.00	27.10	2.79	158.00	139.00	35.30	81.50	0.24	41.70	59.30	22.40

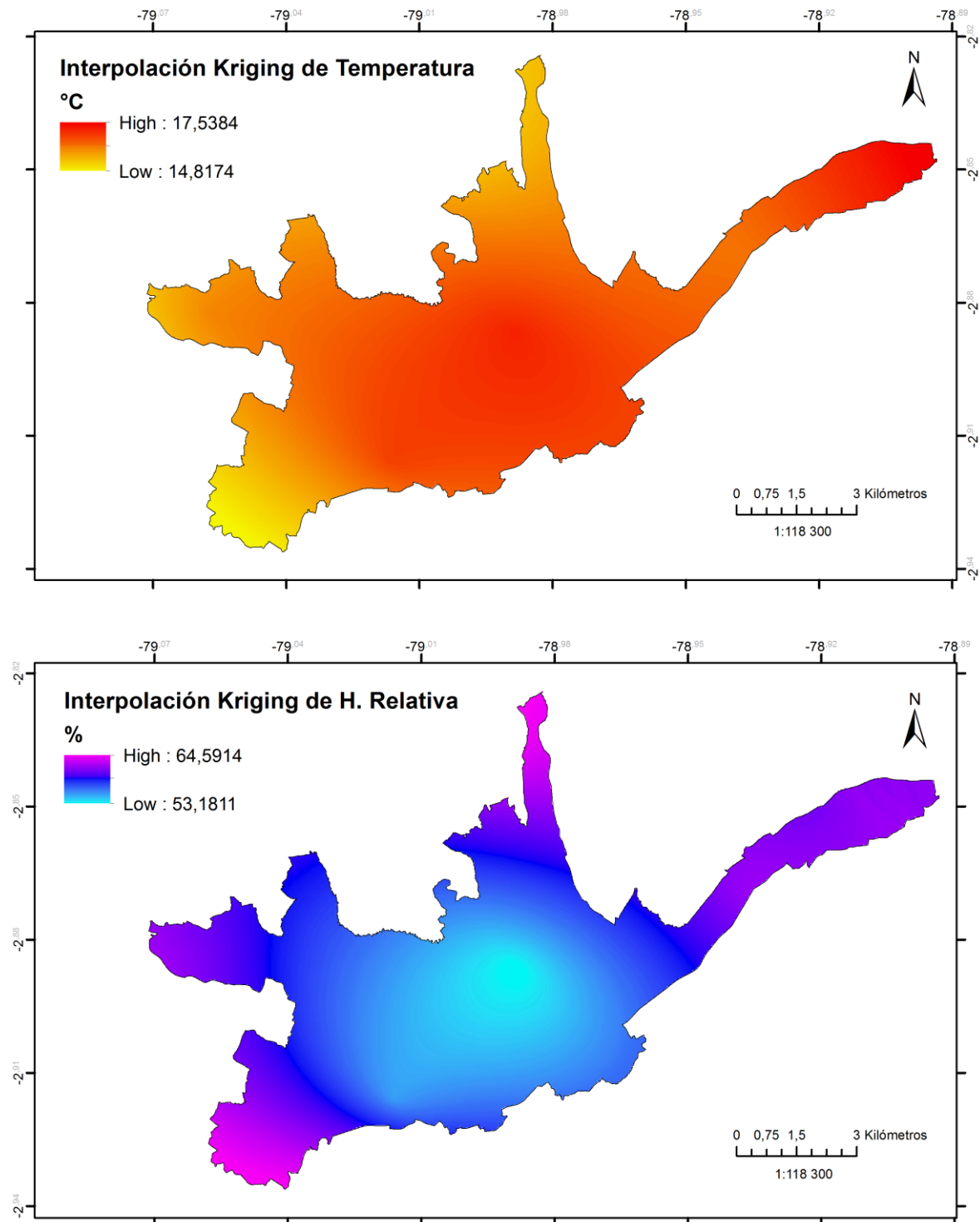
### Gráficas comparativas de errores cuadráticos medios de validación cruzada para los modelos preseleccionados





## Anexo 7

Mapas promedio de interpolación Kriging de temperatura y humedad relativa para el área de estudio.



Mapa térmico promedio de temperatura del suelo para el área de estudio.

